

JP2000126178A

Publication Title:

METHOD OF QUANTIFYING STEREO SURFACE SHAPE AND AUTOMATIC IDENTIFICATION METHOD OF MALIGNANT TUMOR

Abstract:

Abstract of JP 2000126178

(A) PROBLEM TO BE SOLVED: To enable discovery of the region of a tumor such as mastadenoma at a high accuracy by calculating a shape judging parameter utilizing the stereo surface area and volume as index for measuring the degree of unevenness of the surface shape of the solid body to be compared with a threshold when judging the degree of the unevenness of the surface shape of the solid body based on a voxel data. SOLUTION: In the examination of a cancer of the breast, by an examination system 10 containing a racking means 14, a three-dimensional coordinate conversion means and a three-dimensional voxel data generation means 16, a mammary gland 301 is extracted from tan ultrasonic echo obtained using a three-dimensional position sensor 13 to identify the benignancy or malignancy of a tumor from the three-dimensional surface shape thereof. In this process, a three-dimensional ultrasonic image data 15b is generated using an ultrasonic tomographic image data and a probe coordinate data 13a and is converted to an isotropic voxel data 16a by a linear image interpolation. A parameter of a ratio between the stereo surface area S and the volume V is defined and compared with a specified threshold a judge the character of the unevenness, namely, the region of the tumor.

Courtesy of <http://v3.espacenet.com>

(11)特許出願公開番号

特開2000-126178

(P2000-126178A)

(43)公開日 平成12年5月9日(2000.5.9)

(51)Int.Cl. ⁷	識別記号	F I	テマコード(参考)
A 6 1 B 8/00		A 6 1 B 8/00	4 C 0 9 6
	5/055	5/05	3 8 0 4 C 3 0 1
G 0 6 T 1/00		G 0 6 F 15/62	3 9 0 C 5 B 0 5 7

審査請求 未請求 請求項の数8 OL (全 32 頁)

(21) 出願番号	特願平10-305419	(71) 出願人	394027559 三谷産業株式会社 石川県金沢市玉川町1番5号
(22) 出願日	平成10年10月27日 (1998. 10. 27)	(72) 発明者	程 相勇 石川県金沢市玉川町1番5号 三谷産業株式会社内
		(72) 発明者	秋山 いわき 神奈川県藤沢市辻堂西海岸1-1-25 湘南工科大学内
		(74) 代理人	100060690 弁理士 瀧野 秀雄 (外1名)

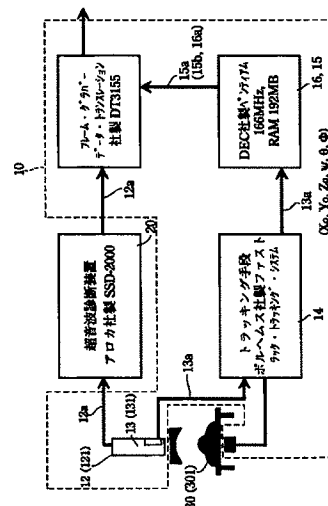
最終頁に続く

(54)【発明の名称】 立体表面形状定量化方法、及びこれを応用した悪性腫瘍自動識別方法

(57) 【要約】

【課題】 超音波3次元画像から腫瘍（特に、乳腺腫瘍）の領域を高い精度で発見でき、悪性腫瘍の判断を再現性良く自動抽出すること。

【解決手段】 超音波診断法などの可視化技術を用いて3次元画像として抽出した（良性か悪性）腫瘍の表面積Sと体積Vの比のパラメータS/V ratio を利用したパラメータを定義して腫瘍表面形状の凹凸不整を定量化し、生体のMRI画像や超音波画像等で作成される3次元画像で表された組織間の境界を抽出して正常組織の中から癌組織（特に、乳癌組織（乳腺悪性腫瘍））を発見する病理診断支援システムに適用可能な悪性腫瘍自動識別方法。



【特許請求の範囲】

【請求項1】 ボクセル・データに基づいて立体表面形状の凹凸の度合いを判定する立体表面形状定量化方法であって、

立体表面形状の凹凸の度合いを測る指標として立体の表面積（ S ）、体積（ V ）を利用した形状判定パラメータ（ γ ）を計算する凹凸不整定量化工程と、
当該計算した形状判定パラメータ（ γ ）が所定の閾値未満である場合に当該立体の表面が滑らかであると判定し、当該閾値以上である場合に当該立体の表面が凹凸の性状を呈していると判定する形状判定工程とを有し、
前記形状判定パラメータは、
 $\gamma = (S^3 / V^2) / \kappa$ 、 κ = 定数
で定義されていることを特徴とする立体表面形状定量化方法。

【請求項2】 前記凹凸不整定量化工程は、前記立体の形状が球のときに前記形状判定パラメータの値が1となるように前記 κ を正規化する定数正規化工程を含むことを特徴とする請求項1に記載の立体表面形状定量化方法。

【請求項3】 前記凹凸不整定量化工程は、最終的に抽出された前記立体のボクセルの総和として前記立体の体積を計算する体積算定工程を含むことを特徴とする請求項1に記載の立体表面形状定量化方法。

【請求項4】 前記凹凸不整定量化工程は、
立体の輪郭としてラベリングされたボクセルに対して、隣接する3つのボクセルの組み合わせを作る第1工程と、当該第1工程に続いて、当該隣接する3つのボクセルの組み合わせで形成される三角形の面積の総和を前記立体の表面積とする第2工程とを含む表面積算定工程を含むことを特徴とする請求項1に記載の立体表面形状定量化方法。

【請求項5】 3次元ボクセル・データに基づいて腫瘍表面形状の凹凸の度合いを判定する悪性腫瘍自動識別方法であって、
腫瘍表面形状の凹凸の度合いを測る指標として腫瘍の表面積（ S ）、体積（ V ）を利用した腫瘍形状判定パラメータ（ γ ）を計算する腫瘍凹凸不整定量化工程と、
当該計算した腫瘍形状判定パラメータ（ γ ）が所定の閾値未満である場合に当該腫瘍の表面が滑らかであると判定し、当該閾値以上である場合に当該腫瘍の表面が凹凸の性状を呈していると判定する形状判定工程と、
当該表面が滑らかであると判定した腫瘍を良性腫瘍と診断し、当該表面が凹凸の性状を呈していると判定した腫瘍を悪性腫瘍と診断する腫瘍診断工程とを有し、
前記腫瘍形状判定パラメータは、
 $\gamma = (S^3 / V^2) / \kappa$ 、 κ = 定数
で定義されていることを特徴とする悪性腫瘍自動識別方法。

【請求項6】 前記腫瘍凹凸不整定量化工程は、前記腫

瘍の形状が球のときに前記腫瘍形状判定パラメータの値が1となるように前記 κ を正規化する定数正規化工程を含む、ことを特徴とする請求項5に記載の悪性腫瘍自動識別方法。

【請求項7】 前記腫瘍凹凸不整定量化工程は、最終的に抽出された前記腫瘍を構成するボクセルの総和として前記腫瘍の体積を計算する腫瘍体積算定工程を含むことを特徴とする請求項5に記載の悪性腫瘍自動識別方法。

【請求項8】 前記腫瘍凹凸不整定量化工程は、腫瘍の輪郭としてラベリングされたボクセルに対して、隣接する3つのボクセルの組み合わせを作る第1工程と、当該第1工程に続いて、当該隣接する3つのボクセルの組み合わせで形成される三角形の面積の総和を前記腫瘍の表面積とする第2工程とを含む腫瘍表面積算定工程を含むことを特徴とする請求項5に記載の悪性腫瘍自動識別方法。

【発明の詳細な説明】

【0001】

【発明の属する技術分野】本発明は、3次元画像における表面形状の評価方法に関し、特に、3次元的に表示された立体表面の幾何学的な凹凸（おうとつ）を定量的に計測・評価する方法に関する。

【0002】また本発明は、3次元的に表示された腫瘍の立体表面の幾何学的な凹凸を定量的に計測・評価し腫瘍の同定を支援する方法に関し、特に、生体の磁気共鳴画像（Magnetic Resonance Imaging: MRI画像）や超音波画像等の2次元断層画像から3次元画像で表された組織間の境界を抽出して正常組織の中から癌組織（特に、乳癌組織）を発見する病理診断支援システムに適用可能な悪性腫瘍自動識別方法に関する。

【0003】

【従来の技術】近年、超音波診断装置や医用MRIを用いて生体の3次元画像データを作成し、病理診断処理を行う技術がさかんに利用されるようになってきている。

【0004】心臓やけい動脈を対象とする循環系疾患診断では、血管内外壁の時間変化に伴う3次元運動と同部位の3次元分布を高速に取得し、両者の空間的な因果関係を定量的に把握できることが、診断精度を向上させるうえで強く望まれている。

【0005】ところで、近年40代女性の死亡の主な原因の1つになっている乳癌を発見するための乳腺（被測定物体）腫瘍の病理診断には、X線Mammographyや超音波エコー法などが用いられている。

【0006】悪性腫瘍の特徴は、良性と比較すると凹凸を伴う複雑な輪郭（表面形状）を有していることである。乳腺の画像診断では、このような幾何学的特徴がX線Mammographyや超音波エコー画像による乳腺腫瘍の診断においてよく利用される。

【0007】X線Mammographyは、乳腺に対

するX線の透過像であり、比較的高い空間分解能が得られることから、画像処理による腫瘍の抽出並びに評価のための方法がいくつか提案されている。

【0008】一方、超音波エコー画像による乳腺腫瘍の診断では、Mammographyと比較して有利な点がいくつかある。

【0009】すなわち、

1. 超音波像は透過像ではなく超音波断層画像として得られること、

2. 超音波プローブを体表面(乳腺表面)に接触させるだけで、容易に実時間で乳腺内部を観察できること、

3. 被検者に対する苦痛が少ないことなどである。

【0010】従って、検者が、超音波断層画像を画面上で観察しながら、乳腺内部をくまなく走査することによって、高い精度での腫瘍の発見、並びに悪性腫瘍の判別ができるようになることが期待でき、日常の診断に不可欠なものになっている。

【0011】また従来の乳腺の超音波検査は、検者(例えば、医師)が超音波プローブを用いて乳腺内部をくまなく走査して断層画像を観察することによって、腫瘍の発見、悪性腫瘍(癌)の鑑別を行っている。超音波断層像で表示される乳腺腫瘍の特徴は、良性及び悪性ともに正常組織と比較して、そのエコー・レベル(すなわち、画像の輝度)が低いことである。このことは、画像の輝度レベルの差を利用して両者を判別することが難しいことを意味する。

【0012】そこで、断層画像における腫瘍輪郭線の幾何学的形状の不整が利用されるが、断層画像だけでは悪性腫瘍の幾何学的特徴を把握しにくい場合がある。このような場合では、腫瘍の表面形状を3次元的に表示すれば、幾何学的な表面形状を容易に観察することができ、より精度の高い診断が可能となると予想される。

【0013】従来この種の画像取得装置としては、例えば、特願平4-110305号(第1従来技術)に示すようなものがある(第1従来技術、図27)。

【0014】すなわち、第1従来技術の画像処理装置は、MRIや超音波診断装置などから得られる2次元あるいは3次元の画像データの処理を行うのに適し、特に、診断に有用な特徴情報を高速にかつ効率的に抽出することが可能な画像処理装置であって、処理対象の2次元画像空間の画素にそれぞれ1つずつのファジィ素子に対応づけたファジィ素子のアレイ6A、..., 6Aを用い、個々の画素の値をファジィ推論によって決定するようにしたもので、3次元画像データを処理する場合には、ピクセル単位のファジィ素子を、断層面数と、あらかじめ規定された断層面内のピクセル数とを乗じた数だけ少なくとも設け、各ファジィ素子を並列に動作させることによって課題の解決を図るものである。

【0015】すなわち、第1従来技術の画像処理装置は、2次元画像空間の各画素と対応づけた多数のファジィ

素子のアレイ6A、..., 6Aからなる画像処理部を備え、ファジィ素子の各々が、入力された2次元画像データについてあらかじめ規定されたルールおよびメンバシップ関数に基づいてファジィ推論を同時並行的に実行し、各々のファジィ素子が、対応づけられている画素の値を決定している。

【0016】また、複数の断層面データを入力として3次元画像処理を行う場合、第1従来技術の画像処理装置は、少なくともあらかじめ規定された断層面数に各断層面内のピクセル数を乗じた数のファジィ素子を有する画像処理部を備え、画像処理部の各ファジィ素子が、あらかじめ規定された、全てのピクセルについて独立なルールとメンバシップ関数とを有し、3次元空間上の与えられた点について境界抽出等の特徴抽出処理を並列に実行している。ここで画像処理部のファジィ素子の数を、さらに同時に抽出したい特徴の数を乗じて決定している。また、各断層面データが順次的に入力されかつその入力速度が、ファジィ素子の処理速度にくらべて遅い場合、1つの断層面を処理するファジィ素子のブロック6A、..., 6Aを単位として、1つあるいは複数のブロック6A、..., 6Aで画像処理部を構成し、1つの特徴について1つのブロック6A、..., 6Aを使用して順次入力される断層面データを処理している。

【0017】ところで、超音波診断装置や医用MRIを用いて生体の3次元画像データを作成し、診断処理を行う場合、一般に、生体への超音波の送受波により取り込まれたエコーデータに基づき形成される。例えば2次元断層画像を形成する場合、二次元エコーデータ取り込み領域内で取り込まれたエコーデータのレベルが画素値に変換される。また、三次元超音波画像を形成する場合、三次元エコーデータ取り込み領域内で取り込まれたエコーデータを利用して、まず特定組織の輪郭抽出が3次元的に行われ、その後、例えば組織表面が濃淡処理され、これにより立体的な組織像が形成される。

【0018】二次元超音波画像内で特定組織の断面積を演算する場合、あるいは三次元超音波画像の形成や特定組織の体積を演算する場合等においては、組織の輪郭(組織間の境界)を抽出する必要がある。

【0019】組織画像についての複数の特徴量を基礎として、組織境界の抽出を精度良く行う画像取得装置としては、例えば、特願平5-333617号(第2従来技術、図28)に示すようなものがある。

【0020】第2従来技術の超音波画像処理装置は、超音波画像を形成するためのエコーデータを処理する装置であって、注目エコーデータを中心とする参照領域に含まれる複数のエコーデータの平均値 μ を演算する平均値演算部12Bと、参照領域に含まれる複数のエコーデータの分散値 σ を演算する分散値演算部14Bと、平均値 μ 及び分散値 σ に基づいて組織差強調演算を行い、注目エコーデータの新たな値を出力する組織差強調演算部

(不図示)と、組織差強調後の画像に対して境界抽出を行う境界抽出部とを含んで構成され、注目エコーデータ毎に組織差強調演算を行って超音波画像に対する組織差強調処理を実行し、注目エコーデータを中心とする参照領域内でエコーデータの平均値 μ 及び分散値 σ を求め、それらの平均値 μ 及び分散値 σ に基づいて組織差強調演算を求めている。これにより、境界抽出精度を向上させ、画像の平均値 μ 及び分散値 σ を総合勘案することにより組織差を認識できる組織差強調処理をおこない、また、組織差強調演算部をファジー推論部28Bで構成して組織差強調演算をファジー推論により実行し、組織差強調演算のための複雑なテーブルの作成を不要とし、かつ膨大な規模のテーブルの作成を不要としていた。

【0021】また第2従来技術の超音波画像処理装置は、ファジー推論部28Bの出力から組織分離度を演算する分離度演算部52Bと、ファジー推論部28Bが有するメンバーシップ関数を決定するためのパラメータを設定する手段であって、パラメータを順次変更して得られる複数の組織分離度に基づき、メンバーシップ関数を最適化するパラメータ設定部54Bと、組織差強調後の画像に対して境界抽出を行う境界抽出部とを設け、メンバーシップ関数の最適化をフィードバックループにより実行していた。また、ファジー推論部28Bに設けられるメンバーシップ関数の最適化をフィードバックループにより達成し、メンバーシップ関数を決定するパラメータを順次変更しつつ組織分離度を演算し、その組織分離度に基づき最適なパラメータを設定し、メンバーシップ関数の最適化を実際の画像処理の前段階に行っておくことにより、各種の組織に対応した最も適切な条件下で組織差強調処理(微分処理の一種)を実行していた。

【0022】

【発明が解決しようとする課題】腫瘍(特に、乳癌)の表面形状を3次元的に表示及び評価するためには、取得した超音波ボクセル画像データから腫瘍の領域を抽出することが重要となる。しかも、乳腺の超音波画像には、スペckル・ノイズや音響陰影などのアーチファクト、境界部の欠落、筋層など腫瘍以外の低輝度の領域が存在するといった超音波画像特有の難しさもある。

【0023】しかしながら、乳腺の超音波画像の前処理として単純な閾値による2値化を実行する2値化や微分オペレータなどの画像処理法を実行する第1従来技術や第2従来技術では、乳腺の超音波画像に対する画像処理2値化や微分オペレータなどの従来の画像処理法を用いているため、後段で各種のファジー推論を行っても、根本的に、期待するような抽出精度を実現することが難しいと考えられる。

【0024】また、このような画像処理技術を用いて、高い精度での腫瘍の発見、並びに悪性腫瘍の判断を実現するためには、複雑な計算アルゴリズムや大規模なコンピュータリソースを必要としようという問題点があ

った。

【0025】ところで、乳腺腫瘍診断の最大の特徴は、良悪性の鑑別が絡んでくることであり、その中で1cm以下の小さな癌の判別診断が最も重要である。良性腫瘍は、その輪郭形状が円形ないし楕円形などのような”整かつ平滑”である。一方、悪性腫瘍は輪郭形状が蟹形や星形などのような”不整かつ凹凸性状”を呈する。

【0026】しかしながら、前述の第1従来技術や第2従来技術を含む通常の超音波検査技術では、断層画像におけるこのような幾何学的な形状の特徴がよく用いられるが、腫瘍がまだ小さいときは、断層画像の観察だけではその腫瘍が悪性のものなのか良性のものなのかを把握しにくいケース(症例)が多数見受けられる。

【0027】また、前述の第1従来技術や第2従来技術を含む通常の超音波検査技術において用いられる唯一の定量的な悪性腫瘍の評価法(発見方法)として、腫瘍領域の縦横比(Depth width ratio, または D/W ratio, S/V ratio)、すなわち、腫瘍の最大の断層画像における縦径と横径との比(長径と短径との比)が利用される場合もある。

【0028】すなわち、このような腫瘍領域のS/V ratioを用いる場合、癌ではS/V ratioが良性腫瘍よりも大きな値を示すものの、決まった基準は見受けられない。そこで一般的に、腫瘍領域のS/V ratioの値が0.8以上の腫瘍を悪性、0.6以下の腫瘍を良性、そして0.6~0.8の間の腫瘍は要検討の症例としている。

【0029】しかしながら、このような悪性腫瘍の評価法は、腫瘍の最大の断層画像が的確に得られることを前提としており、更に加えて、腫瘍がまだ小さい場合は、良性腫瘍であっても腫瘍領域のS/V ratioが高値を示す傾向があるという問題点がある。

【0030】本発明は、このような従来の問題点を解決することを課題としており、特に、立体の表面積(Surface, S)と体積(Volume, V)の比のパラメータ(S^3/V^2 ratio, S/V ratio)を利用したパラメータを定義して表面形状の凹凸不整を定量化し、これに基づいて、3次元的に表示された立体の表面の幾何学的な凹凸を定量的に計測・評価し腫瘍の同定を支援する方法を、パーソナルコンピュータ(PC)程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間(高速)に計算(画像処理)できるような簡便な立体表面形状定量化方法を提供し、その結果、超音波3次元画像から腫瘍(特に、乳腺腫瘍)の領域を高い精度で発見でき、悪性腫瘍の判断を再現性良く自動抽出できる悪性腫瘍自動識別方法を実現することを目的としている。

【0031】また、超音波診断法などの可視化技術を用いて3次元画像として抽出した(良性や悪性)腫瘍の表面積Sと体積Vの比のパラメータS/V ratioを

利用したパラメータを定義して腫瘍表面形状の凹凸不整を定量化し、生体のMRI画像や超音波画像等で構成される3次元画像で表された組織間の境界を抽出して正常組織の中から癌組織（特に、乳癌組織（乳腺悪性腫瘍））を発見する病理診断支援システムに適用可能な悪性腫瘍自動識別方法を、パーソナルコンピュータ（PC）程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間（高速）に計算（画像処理）できるような簡便な立体表面形状定量化方法を提供し、その結果、超音波3次元画像から腫瘍（特に、乳腺腫瘍）の領域を高い精度で発見でき、悪性腫瘍の判断を再現性良く自動抽出できる悪性腫瘍自動識別方法を実現することを目的としている。

【0032】

【課題を解決するための手段】上記課題を解決するため成された請求項1に記載の発明は、ボクセル・データに基づいて立体表面形状の凹凸の度合いを判定する立体表面形状定量化方法であって、立体表面形状の凹凸の度合いを測る指標として立体の表面積（S）、体積（V）を利用した形状判定パラメータ（ γ ）を計算する凹凸不整定量化工程と、当該計算した形状判定パラメータ（ γ ）が所定の閾値未満である場合に当該立体の表面が滑らかであると判定し、当該閾値以上である場合に当該立体の表面が凹凸の性状を呈していると判定する形状判定工程とを有し、前記形状判定パラメータは、 $\gamma = (S^3/V^2) / \kappa$ 、 κ = 定数で定義されている論理構成とした立体表面形状定量化方法である。

【0033】請求項1に記載の発明では、表面形状の凹凸不整を定量化するために、抽出した腫瘍の表面積と体積の比を利用したパラメータを定義する。このために、凹凸不整定量化工程を実行することにより、立体表面形状の凹凸の度合いを測る指標として立体の表面積、体積を利用した形状判定パラメータ（ $\gamma = (S^3/V^2) / \kappa$ ）を計算する。続いて、形状判定工程を実行することにより、凹凸不整定量化工程で計算した形状判定パラメータ（ γ ）が所定の閾値未満である場合に立体の表面が滑らかであると判定する一方、閾値以上である場合に当該立体の表面が凹凸の性状を呈していると判定する。

【0034】その結果得られた立体の領域を3次元的に表示してその表面の幾何学的な凹凸を定量的に計測・評価することができるようになる。立体表面の3次元表示は、我々が物を見るときに生じている光の陰影と同様な濃淡分布を立体の表面につけることのできるサーフェス・レンダリングを用いる。これにより、立体表面形状の微妙な凹凸変化を観察することができるようになる。

【0035】立体形状判定パラメータ γ の算出は、コンパクトで安価なPCのようなコンピュータリソースで高速に自動的に実行でき、立体の形状診断として有効な手段となる。

【0036】また請求項2に記載の発明は、請求項1に記載の立体表面形状定量化方法において、前記凹凸不整定量化工程は、前記立体の形状が球のときに前記形状判定パラメータの値が1となるように前記 γ を正規化する定数正規化工程を含む論理構成とした立体表面形状定量化方法である。

【0037】立体に対して表面形状を3次元表示するとともに、その幾何学的な凹凸を評価する際、抽出した立体の表面積の3乗と体積の2乗との比 S/V ratioをパラメータを利用して立体の表面形状の凹凸不整を定量化する。更に加えて、良悪性の両者に対してこの S/V ratio（所定の閾値）を用いて両者のグループ分けを行う。

【0038】このために請求項2に記載の発明では、請求項1に記載の効果に加えて、凹凸不整定量化工程において、先ず、定数正規化工程を実行することにより、立体の形状が球のときに形状判定パラメータの値が1となるように γ を正規化した後に、立体表面形状の凹凸の度合いを測る指標として立体の表面積、体積を利用した形状判定パラメータ（ $\gamma = (S^3/V^2) / \kappa$ ）を計算する。これに続いて前述の形状判定工程を実行する。

【0039】立体表面の3次元表示は、前述したように、サーフェス・レンダリングなる陰影法によって行われており、表面の3次元形状の微妙な凹凸変化を容易に観察することができるようになる。

【0040】また請求項3に記載の発明は、請求項1に記載の立体表面形状定量化方法において、前記凹凸不整定量化工程は、最終的に抽出された前記立体のボクセルの総和として前記立体の体積を計算する体積算定工程を含む論理構成とした立体表面形状定量化方法である。

【0041】請求項3に記載の発明によれば、請求項1に記載の効果に加えて、凹凸不整定量化工程において体積算定工程が、最終的に抽出された立体のボクセルの総和として立体の体積を計算する。

【0042】このような体積算定工程は、ボクセルを基本単位とする計算を行うので、コンパクトで安価なPCのようなコンピュータリソースで高速に自動的に実行でき、乳腺立体の初期診断、集団検診として有効な手段となる。

【0043】また請求項4に記載の発明は、請求項1に記載の立体表面形状定量化方法において、前記凹凸不整定量化工程は、立体の輪郭としてラベリングされたボクセルに対して、隣接する3つのボクセルの組み合わせを作る第1工程と、当該第1工程に続いて、当該隣接する3つのボクセルの組み合わせで形成される三角形の面積の総和を前記立体の表面積とする第2工程とを含む表面積算定工程を含む論理構成とした立体表面形状定量化方法である。

【0044】請求項4に記載の発明によれば、請求項1に記載の効果に加えて、凹凸不整定量化工程において、

まず、定数正規化工程を実行することにより、立体の形状が球のときに形状判定パラメータの値が1となるように κ を正規化した後に、第1工程を実行して立体の輪郭としてラベリングされたボクセルに対して、隣接する3つのボクセルの組み合わせを作成し、第1工程に続いて第2工程を実行して、隣接する3つのボクセルの組み合わせで形成される三角形の面積の総和を立体の表面積とする。これに基づいて、立体表面形状の凹凸の度合いを測る指標として立体の表面積、体積を利用した形状判定パラメータ($\gamma = (S^3/V^2)/\kappa$)を計算する。これに続いて、前述の形状判定工程を実行する。

【0045】このような第1工程や第2工程を含む表面積算定工程は、ボクセルを基本単位とする計算を行うのでコンパクトで安価なPCのようなコンピュータリソースで高速に自動的に実行でき、乳腺立体の初期診断、集団検診として有効な手段となる。

【0046】また請求項5に記載の発明は、3次元ボクセル・データに基づいて腫瘍表面形状の凹凸の度合いを判定する悪性腫瘍自動識別方法であって、腫瘍表面形状の凹凸の度合いを測る指標として腫瘍の表面積(S)、体積(V)を利用した腫瘍形状判定パラメータ(γ)を計算する腫瘍凹凸不整定量化工程と、当該計算した腫瘍形状判定パラメータ(γ)が所定の閾値未満である場合に当該腫瘍の表面が滑らかであると判定し、当該閾値以上である場合に当該腫瘍の表面が凹凸の性状を呈していると判定する形状判定工程と、当該表面が滑らかであると判定した腫瘍を良性腫瘍と診断し、当該表面が凹凸の性状を呈していると判定した腫瘍を悪性腫瘍と診断する腫瘍診断工程とを有し、前記腫瘍形状判定パラメータは、

$\gamma = (S^3/V^2)/\kappa$, κ =定数
で定義されている論理構成とした悪性腫瘍自動識別方法である。

【0047】乳腺腫瘍診断の最大の特徴は、良悪性の鑑別が絡んでくることであり、その中で1cm以下の小さな癌の判別診断が最も重要である。良性腫瘍は、その輪郭形状が円形ないし楕円形などのような“整かつ平滑”である。

【0048】一方悪性腫瘍は輪郭形状が蟹形や星形などのような“不整かつ凹凸性状”を呈する。通常の超音波検査技術では、断層画像におけるこのような幾何学的な形状の特徴がよく用いられるが、腫瘍がまだ小さいときは、断層画像の観察だけではその腫瘍が悪性のものなのか良性のものなのかを把握しにくい場合がある。

【0049】そこで請求項5に記載の発明では、悪性腫瘍はその表面形状が良性腫瘍のそれより凹凸不整のため、表面積が同じ体積を有する良性腫瘍より大きいことを利用する。そこで表面形状の凹凸不整を定量化するために、抽出した腫瘍の表面積と体積の比を利用したパラメータを定義する。このために、腫瘍凹凸不整定量化工

程を実行することにより、腫瘍表面形状の凹凸の度合いを測る指標として腫瘍の表面積、体積を利用した腫瘍形状判定パラメータ(γ)を計算する。この腫瘍凹凸不整定量化工程に続いて、球の場合で正規化した表面積と体積の比のパラメータS/V ratioが悪性腫瘍が良性腫瘍より高値を示すことに注目して、形状判定工程を実行することにより、計算した腫瘍形状判定パラメータが所定の閾値未満である場合に腫瘍の表面が滑らかであると判定する一方、閾値以上である場合に腫瘍の表面が凹凸の性状を呈していると判定する。形状判定工程に続いて腫瘍診断工程を実行することにより、形状判定工程において表面が滑らかであると判定した腫瘍を良性腫瘍と診断し、表面が凹凸の性状を呈していると判定した腫瘍を悪性腫瘍と診断する。

【0050】その結果、悪性腫瘍(癌)の特徴である腫瘍表面の凹凸不整がある乳腺腫瘍の領域が良好に検出でき、腫瘍表面の3次元表示画像から良悪性の幾何学的な特徴を容易に観察することができるようになり、腫瘍の良悪性の判別診断がより客観的に行えるようになる。

【0051】すなわち、乳腺腫瘍の自動抽出システム(病理診断支援システム)によって得られる腫瘍の領域を3次元的に表示し、そしてその表面の幾何学的な凹凸を定量的に計測・評価することができるようになる。腫瘍表面の3次元表示は、我々が物を見るときに生じている光の陰影と同様な濃淡分布を腫瘍の表面につけることのできるサーフェス・レンダリングを用いる。これにより、腫瘍表面形状の微妙な凹凸変化を観察することができるようになり、検者と患者とで共通な認識に基づく理解や判断ができるようになる。その結果、抽出した腫瘍を3次元映像化するとともに腫瘍表面形状の幾何学的凹凸を定量化することによって乳癌診断を支援できるようになる。

【0052】腫瘍形状判定パラメータ γ の算出は、コンパクトで安価なPCのようなコンピュータリソースで高速に自動的に実行でき、乳腺腫瘍の初期診断、集団検診として有効な手段となる。

【0053】また請求項6に記載の発明は、請求項5に記載の悪性腫瘍自動識別方法において、前記腫瘍凹凸不整定量化工程は、前記腫瘍の形状が球のときに前記腫瘍形状判定パラメータの値が1となるように前記 κ を正規化する定数正規化工程を含む論理構成とした悪性腫瘍自動識別方法である。

【0054】乳腺腫瘍の診断を支援するために、抽出された腫瘍に対して表面形状を3次元表示するとともに、その幾何学的な凹凸を評価する。抽出した腫瘍の表面積の3乗と体積の2乗との比S/V ratioをパラメータを利用して腫瘍の表面形状の凹凸不整を定量化している。更に加えて、良悪性の両者に対してこのS/V ratio(所定の閾値)を用いて両者のグループ分けを行う。

【0055】このために請求項6に記載の発明では、請求項5に記載の効果に加えて、腫瘍凹凸不整定量化工程を実行することにより、腫瘍表面形状の凹凸の度合いを測る指標として腫瘍の表面積、体積を利用した腫瘍形状判定パラメータ ($\gamma = (S^3/V^2)/\kappa$) を計算する。腫瘍の表面が滑らかであれば γ は小さくなり、表面が凹凸の性状を呈すれば γ は大きな値になる。そこでこの腫瘍凹凸不整定量化工程に続いて形状判定工程を実行することにより、計算した腫瘍形状判定パラメータが所定の閾値 ($S/V \text{ ratio}$) 未満である場合に腫瘍の表面が滑らかであると判定する一方、閾値 ($S/V \text{ ratio}$) 以上である場合に腫瘍の表面が凹凸の性状を呈していると判定する。形状判定工程に続いて腫瘍診断工程を実行することにより、形状判定工程において表面が滑らかであると判定した腫瘍を良性腫瘍と診断し、表面が凹凸の性状を呈していると判定した腫瘍を悪性腫瘍と診断する。

【0056】腫瘍表面の3次元表示は、前述したように、サーフェス・レンダリングなる陰影法によって行われており、表面の3次元形状の微妙な凹凸変化を容易に観察することができるようになる。

【0057】また請求項7に記載の発明は、請求項5に記載の悪性腫瘍自動識別方法において、前記腫瘍凹凸不整定量化工程は、最終的に抽出された前記腫瘍を構成するボクセルの総和として前記腫瘍の体積を計算する腫瘍体積算定工程を含む論理構成とした悪性腫瘍自動識別方法である。

【0058】請求項7に記載の発明によれば、請求項5に記載の効果に加えて、腫瘍凹凸不整定量化工程に腫瘍体積算定工程を設けることにより、最終的に抽出された腫瘍を構成するボクセルの総和として腫瘍の体積を計算する。この腫瘍の体積に応じて、腫瘍表面形状の凹凸の度合いを測る指標として腫瘍の表面積、体積を利用した腫瘍形状判定パラメータ ($\gamma = (S^3/V^2)/\kappa$) を計算する。この腫瘍凹凸不整定量化工程に続いて前述の形状判定工程を実行し、計算した腫瘍形状判定パラメータに応じて腫瘍の表面の滑らかさや凹凸の性状を判定する。形状判定工程に続いて腫瘍診断工程を実行し、形状判定工程において表面判定結果に応じて腫瘍の良性/悪性を診断する。

【0059】腫瘍体積算定工程は、ボクセルを基本単位とする計算を行うので、コンパクトで安価なPCのようなコンピュータリソースで高速に自動的に実行でき、乳腺腫瘍の初期診断、集団検診として有効な手段となる。

【0060】また請求項8に記載の発明は、請求項5に記載の悪性腫瘍自動識別方法において、前記腫瘍凹凸不整定量化工程は、腫瘍の輪郭としてラベリングされたボクセルに対して、隣接する3つのボクセルの組み合わせを作る第1工程と、当該第1工程に続いて、当該隣接する3つのボクセルの組み合わせで形成される三角形の面

積の総和を前記腫瘍の表面積とする第2工程とを含む表面積計算する腫瘍表面積算定工程を含む論理構成とした悪性腫瘍自動識別方法である。

【0061】請求項8に記載の発明によれば、請求項5に記載の効果に加えて、腫瘍凹凸不整定量化工程に腫瘍体積算定工程を設けることにより、最終的に抽出された腫瘍を構成するボクセルの総和として腫瘍の体積を計算する。更に加えて、腫瘍凹凸不整定量化工程に腫瘍表面積算定工程を設け、第1工程を実行することにより、腫瘍の輪郭としてラベリングされたボクセルに対して、隣接する3つのボクセルの組み合わせを作成する。また第1工程に続いて第2工程を実行することにより、隣接する3つのボクセルの組み合わせで形成される三角形の面積の総和を腫瘍の表面積として算出する。更に加えて、この腫瘍の体積に応じて、腫瘍表面形状の凹凸の度合いを測る指標として腫瘍の表面積、体積を利用した腫瘍形状判定パラメータを計算する。この腫瘍凹凸不整定量化工程に続いて前述の形状判定工程を実行し、計算した腫瘍形状判定パラメータに応じて腫瘍の表面の滑らかさや凹凸の性状を判定する。形状判定工程に続いて腫瘍診断工程を実行し、形状判定工程において表面判定結果に応じて腫瘍の良性/悪性を診断する。

【0062】第1工程や第2工程を含む腫瘍表面積算定工程は、ボクセルを基本単位とする計算を行うので、コンパクトで安価なPCのようなコンピュータリソースで高速に自動的に実行でき、乳腺腫瘍の初期診断、集団検診として有効な手段となる。

【0063】

【発明の実施の形態】初めに、図面に基づき、本発明の腫瘍抽出処理を実行する乳癌検診システム10の前処理である3次元画像取得処理、及びこれを実行する装置(パーソナルコンピュータ(PC))の一実施形態を説明する。図1は、PCの基本構成を示すブロック図である。

【0064】[3次元画像取得処理]初めに、3次元位置センサ13(交流磁界位置センサ131)を取り付けたプローブ12(超音波式プローブ121)を用いて取得された超音波エコー(=探針データ12a)から乳腺301(被測定物体30)を抽出して、その3次元的な表面形状から腫瘍の良性、悪性の識別を行う乳癌診断を行う超音波画像を用いた乳癌検診システム10における立体超音波画像を生成するシステムに最適なPC及び3次元画像取得処理について説明を行うことにする。

【0065】乳癌検診システム10は、PCで受け取った乳腺腫瘍の3次元領域(3次元イメージ)の形状における幾何学的な凹凸を評価することによって乳癌の判別診断を行うものである。このような乳腺腫瘍の抽出を行う乳癌検診システム10に必要とされる3次元処理では、腫瘍部位に関するボクセル・データ16aが不可欠である。

【0066】PCは、後述する、乳癌検診システム10の前処理である3次元画像取得処理を記述したプログラムコード、乳癌検診システム10の後処理である腫瘍抽出処理（乳癌腫瘍の自動抽出アルゴリズム）を記述したプログラムコード、及び乳癌検診システム10の後処理である悪性腫瘍自動識別処理（乳癌腫瘍の自動識別アルゴリズム）を記述したプログラムコードを物理的に実行するハードウェアである。

【0067】このようなPCを中心とする乳癌検診システム10は、乳癌腫瘍の3次元領域（3次元イメージ）をプログラム（後述する3次元画像取得処理のプログラムコードを含む）によって自動抽出し、そして腫瘍表面を3次元表示（立体イメージとして表示）して乳癌の判別診断（乳癌検診システム10）を支援する3次元超音波画像データ収集機能を有している。

【0068】図1に示す乳癌検診システム10は、超音波式プローブ121、交流磁界位置センサ131、PCを中心とするハードウェア構成となっている。

【0069】超音波式プローブ121は、被測定物体30の表面をスキャンしながら被測定物体30を探索して内部構造や表面構造に関する探針データ12aを生成する。

【0070】本実施形態では、乳癌301の表面を超音波を用いてスキャンしながら乳癌301からの超音波エコーに基づいて探針を行って取得された内部構造や表面構造に関する超音波断面画像データ121aを生成する超音波式プローブ121を超音波式プローブ121として用いている。

【0071】交流磁界位置センサ131は、超音波式プローブ121に取り付けられた状態で、スキャン中の超音波式プローブ121の空間的な位置や姿勢を測定して超音波式プローブ121の座標データを被測定物体30の探針動作に同期させて生成する。

【0072】交流磁界位置センサ131は、自己の空間的な位置や姿勢に関する3次元座標 (x_0, y_0, z_0) 及び自己の傾斜方向を角度（方位角 ψ 、仰角 θ 、横転角 Φ ）で表した位置データ $(x_0, y_0, z_0, \psi, \theta, \Phi)$ を実時間で測定してプローブ座標データ13aとして出力する位置センサである。

【0073】交流磁界位置センサ131は、超音波式プローブ121に取り付けられた状態で、乳癌301の表面のスキャン中の超音波式プローブ121の空間的な位置や姿勢を測定して超音波式プローブ121の座標データ (x_0, y_0, z_0) を乳癌301の探針動作に同期させて生成する。

【0074】これにより、乳癌検診システム10（PC）が、超音波断面画像データ121aの収集を行う際に、超音波断面画像データ121aの収集と同期してプローブ座標データ13aを収集し、超音波断面画像データ121a及び超音波断面画像データ121aと同期し

たプローブ座標データ13aを用いて、3次元超音波画像データ15bを生成し、3次元超音波画像データ15bに線形画像補間を行って、等方的なボクセル・データ16aに変換するため、同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平均値をもってボクセルのボクセル・データ16aとすることができ

る。

【0075】すなわち、超音波式プローブ121の位置や姿勢を実時間でトラッキングする必要がある従来のマニュアル走査やメカニカル走査作業に代えて、超音波断面画像（超音波断面画像データ121a）と同時に超音波式プローブ121の位置データ（プローブ座標データ13a=位置データ $(x_0, y_0, z_0, \psi, \theta, \Phi)$ ）を超音波式プローブ121の位置の補正データとして用いることで、超音波式プローブ121に取り付けた交流磁界による交流磁界位置センサ131によって取得された超音波断面画像（超音波断面画像データ121a）を、従来のマニュアル走査と同様にアーチファクトの少なくかつ再現性の高い3次元のボクセル・データ16aに変換することができる。その結果、メカニカルに超音波式プローブ121で乳癌301を走査すると、組織を圧迫して再現性の高い腫瘍の形状が得られない恐れがある非常に柔軟でデリケートな組織である乳癌301のような被測定物体30に対しても高精度の超音波断面画像データ121aを生成できるようになる。

【0076】また、同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平均値をもってボクセルのボクセル・データ16aとすることにより、取得した超音波断面画像（探針データ12a）を3次元座標変換した後に、線形補間された等方的なボクセルの画像データ（ボクセル・データ16a）が生成できるようになる。

【0077】乳癌検診システム10（PC）は、探針データ12aの収集を行う際に、探針データ12aの収集と同期してプローブ座標データ13aを収集する。

【0078】またPCは、探針データ12a及び探針データ12aと同期したプローブ座標データ13aを用いて、3次元画像データ15aを生成する。

【0079】またPCは、3次元画像データ15aに線形画像補間を行って、等方的なボクセル・データ16aに変換するため、同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平均値をもってボクセルのボクセル・データ16aとする。

【0080】PCは、探針データ12aと同期したプローブ座標データ13aとして、交流磁界位置センサ131の超音波式プローブ121に相対する方位角 ψ 、仰角 θ 及び横転角 Φ に基づく変換行列 $T[a_{ij}]$ 、 $(i, j = 1, 2, 3)$ を用い、探針データ12aの座標 $(x, y, 0)$ に対して変換行列 $T[a_{ij}]$ を掛け合わせて3次元画像データ15aの座標 (x', y', z') を生

成する。

【0081】すなわち、超音波式プローブ121には交流磁界位置センサ131が取り付けられており、この交流磁界位置センサ131は、自己(すなわち、交流磁界位置センサ131)の空間的な位置データ(位置や姿勢に関する3次元座標のデータ13a=位置データ($x_0, y_0, z_0, \psi, \theta, \Phi$))を実時間で測定してプローブ座標データ13aとして出力する。このためPCは、探針データ12a(超音波断面画像データ121a)の収集と同期したプローブ座標データ13aの収集ができる。これに応じてPCが、探針データ12a(超音波断面画像データ121a)及び探針データ12a(超音波断面画像データ121a)と同期したプローブ座標データ13aを用いて3次元画像データ15aを生成するために、探針データ12a(超音波断面画像データ121a)の座標($x, y, 0$)に対して、変換行列 $T[a_{ij}]$ を掛け合わせて3次元画像データ15aの座標(x', y', z')を生成する。すなわち、超音波式プローブ121の位置(x_0, y_0, z_0)や姿勢(ψ, θ, Φ)を実時間でトラッキングする必要がある従来のマニュアル走査やメカニカル走査作業に代えて、超音波断面画像データ121aの座標($x, y, 0$)と同時に超音波式プローブ121のプローブ座標データ1

$$\begin{aligned} a_{11} &= \cos(\psi) \cdot \cos(\theta), \\ a_{12} &= \cos(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \sin(\Phi) - \sin(\psi) \cdot \cos(\Phi), \\ a_{13} &= \cos(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \cos(\Phi) + \sin(\psi) \cdot \sin(\Phi), \\ a_{21} &= \sin(\psi) \cdot \cos(\theta), \\ a_{22} &= \cos(\psi) \cdot \cos(\Phi) + \sin(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \sin(\Phi), \\ a_{23} &= \sin(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \cos(\Phi) - \cos(\psi) \cdot \sin(\Phi), \\ a_{31} &= -\sin(\theta), \\ a_{32} &= \cos(\theta) \cdot \sin(\Phi), \\ a_{33} &= \cos(\theta) \cdot \cos(\Phi) \end{aligned} \quad \text{…式(1-1)～式(1-9)}$$

で定義されている。

【0085】すなわち、超音波式プローブ121の位置や姿勢を実時間でトラッキングする必要がある従来のマニュアル走査やメカニカル走査作業に代えて、簡単な一次線形関数で表現された変換行列 $T[a_{ij}]$ を超音波式プローブ121の位置の補正データとして用いることで、超音波式プローブ121に取り付けた交流磁界による交流磁界位置センサ131によって取得された超音波断面画像データ121aの座標($x, y, 0$)を、それほど高い計算能力を持ち合わせていないパーソナルコンピュータ(PC)のような小規模のハードウェアを用いても、従来のマニュアル走査と同様にアーチファクトの少なくかつ再現性の高い3次元のボクセル・データ16aの座標(x', y', z')に変換することができ

3aとしての変換行列 $T[a_{ij}]$ を超音波式プローブ121の位置の補正データとして用いることで、超音波式プローブ121に取り付けた交流磁界による交流磁界位置センサ131によって取得された超音波断面画像データ121aの座標($x, y, 0$)を、従来のマニュアル走査と同様にアーチファクトの少なくかつ再現性の高い3次元のボクセル・データ16aの座標(x', y', z')に変換することができる。

【0082】その結果、メカニカルに超音波式プローブ121で乳腺301を走査すると、組織を圧迫して再現性の高い腫瘍の形状が得られない恐れがある非常に柔軟でデリケートな組織である乳腺301のような被測定物体30に対しても高精度の超音波断面画像データ121aの座標($x, y, 0$)を生成できるようになる。

【0083】また、同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平均値をもってボクセルのボクセル・データ16aの座標(x', y', z')とすることにより、取得した超音波断面画像(探針データ12a)を3次元座標変換した後に、線形補間された等方的なボクセルの画像データの座標(x', y', z')が生成できるようになる。

【0084】ここで、前述の変換行列 $T[a_{ij}]$ における各々の行列要素 a_{ij} は、

る。その結果、メカニカルに超音波式プローブ121で乳腺301を走査すると、組織を圧迫して再現性の高い腫瘍の形状が得られない恐れがある非常に柔軟でデリケートな組織である乳腺301のような被測定物体30に対しても高精度の超音波断面画像データ121aの座標($x, y, 0$)を小規模のハードウェアでも高速・低コストで生成できるようになる。

【0086】更に具体的に、図1の乳癌検診システム10のハードウェア基本構成を説明する。

【0087】本実施形態では、超音波式プローブ121に交流磁界位置センサ131を取り付けて、超音波式プローブ121をトラッキングしながら、超音波診断装置20からのビデオ信号をA/D変換した後、PCI Bus(Peripheral Component In

terconnect Bus)を経由して、同時にそのときの超音波式プローブ121の3次元位置(x_0, y_0, z_0)と向きのデータ(方位角 ψ 、仰角 θ 、横転角 Φ)を、RS232Cを経由して出力し、乳癌検診システム10のメモリ(Frame Grabber)やPCのメモリに直接に転送するようなシステムを構築した。

【0088】ここで、小型(本実施形態では、外形寸法=約 $2.8 \times 2.2 \times 1.5 \text{ cm}^3$)・軽量(17.0 Kg)の交流磁界位置センサ131を超音波式プローブ121に取り付けることにより、熟練した検者が日常診断のときと同じように乳房表面をマニュアル走査で走査することができる。また、超音波画像(探針データ12a=超音波断層画像データ121a)がPCIバスを経由して直接にPCでアクセスできるメモリ(不図示)に転送されるため、画像データ(超音波断層画像データ121a)の収集の高速化を図ることができる。

【0089】以下に、乳癌検診システム10のシステムの具体的な構成を説明する。

【0090】超音波診断装置20としては、例えば、アロカ(Aloka)社製のSSD-2000(商品名)を流用することができる。超音波式プローブ121は、周波数7.5MHzの凹型電子走査方式を用いている。凹型を用いた理由は、乳腺の形状をなるべく変えずに画像を取得するためである。この超音波式プローブ121を用いて、通常はdepth range=5cmの設定で超音波画像を取得しており、各画素の大きさが $0.014 \times 0.014 \text{ cm}^2$ となる。また、プローブの先端に交流磁界位置センサ131を取り付けており、超音波式プローブ121の位置と向きを実時間でトラッキングすることができる。

【0091】また超音波式プローブ121には、交流磁界位置センサ131(例えば、Polhemus社製Fastrak tracking system(商品名))が取り付けられており、超音波式プローブ121の位置と向き(方位角 ψ 、仰角 θ 、横転角 Φ (単位は[度(又はrad)]))をトラッキングしながら検者が任意に患部の超音波断層画像(探針データ12a)を取得できるようになっている。

【0092】プローブ・トラッキング・システム(Polhemus社製Fastrak tracking system(商品名))。このシステムは、交流磁界位置センサ131、トランスミッタ及びシステム電子制御部の3つからなり、交流磁界位置センサ131が超音波式プローブ121に取り付けられており、ベッドの直下に配置したトランスミッタから発した交流磁界を検出し、そして、システム電子制御部で交流磁界位置センサ131のトランスミッタの配置に対する位置と向きのデータが計算される。得られる位置データがRS232Cを経由して実時間で計算機に転送される。

【0093】すなわち、交流磁界位置センサ131で超

音波式プローブ121の位置(x_0, y_0, z_0)及び角度(方位角 ψ 、仰角 θ 、横転角 Φ)を計測しながら、超音波診断装置20で観測している超音波断層画像(探針データ)データをPC(DEC社製Pentium(商品名)166MHz、RAM192MB)のメモリ(不図示)に直接に取り込む。

【0094】本実施形態では、画像の取り込みを、PCI Bus Frame Grabber(Data Translation社製、DT3155(商品名))を用いて、転送速度15フレーム/秒で実行している。PCI Frame Grabberは画像ボードとしてPCのPCIバスに実装されており、画像ボードが、外部のビデオ信号をA/D変換後PCIバスを経由して実時間でPCのメモリ(DRAM)に取り込める。PCに取り込める画像の量はPCのメモリの容量に依存しており、メモリが大きければ大きいほど多くの超音波断層画像データ121aがPCに取り込める。

【0095】PCとしては、具体的には、DEC社製PC(CPU=Pentium166MHz、DRAM192MB、OS(Operating System)=Windows95)を用いている。

【0096】これにより乳癌検診システム10では、超音波式プローブ121の位置(x_0, y_0, z_0)と姿勢(方位角 ψ 、仰角 θ 、横転角 Φ)をトラッキングしながら検者が任意に患部の断層画像を取得できるようになっている。

【0097】前述のFastrakトラッキング・システムは、隔地にある物体の位置と向きとを交流磁界を利用して計測するために用いられるものである。Fastrakトラッキング・システムは、まずトランスミッタ(Transmitter)に設置される3つの定置コイルから磁界を発生させ、これらの磁界を3つのリモート・センシング用の受信コイルからなるセンサによって受信し、所定の計算アルゴリズムによりセンサのトランスミッタに相対する3次元的な位置(x_0, y_0, z_0)と姿勢(方位角 ψ 、仰角 θ 、横転角 Φ)を算出する。

【0098】従って、超音波式プローブ121に取り付けた交流磁界位置センサ131は、超音波式プローブ121のカレント位置(スキャニング位置)の3次元座標(x_0, y_0, z_0)及びその向きを角度(方位角 ψ 、仰角 θ 、横転角 Φ)で表した位置データ($x, y, z, \psi, \theta, \Phi$)を実時間で測定して、RS232Cを用いてPCに出力することができる。

【0099】ここで、計測される座標は、交流磁界のトランスミッタ(不図示)を配置する向きによって決まる。超音波式プローブ121におけるトランスミッタの参照座標系は、天地方向をZ方向、患部から検者に向かう方向をX方向としている。

【0100】なお、超音波式プローブ121のトランス

ミッタは、患部のほぼ直下に配置されていることが望ましい。Fastrackトラッキング・システムの3次元空間座標系については、図2を参照されたい。

【0101】交流磁界位置センサ131で超音波式プローブ121位置及び向きの角度を計測しながら、超音波診断装置20で観測している断層画像データをPC (DEC社製Pentium 166MHz、192MB)のメモリに直接取り込む。画像の取り込みはPCI Bus Frame Grabber (Data Translation社製 DT3155)を用いて、超音波式プローブ121の位置 (x_0, y_0, z_0) と向きのデータ(方位角 ψ 、仰角 θ 、横転角 Φ)とともに実測転送速度15フレーム/秒を実現した。

【0102】次に、ボクセル・データ16aの作成プロセスを説明する。

【0103】図3は、図1の乳癌検診システムで実行される3次元画像取得処理の一実施形態を説明するフローチャートである。

【0104】図3に示す本発明の3次元画像取得処理(ボクセル・データ16aの作成プロセス)は、探針工程(ステップS1)、3次元位置探知工程(ステップS2)、3次元座標変換工程(ステップS3)、3次元ボクセル・データ発生工程(ステップS4)で構成されている。

【0105】本PCにおいて、乳腺腫瘍の領域の抽出は3次元的な処理によって行われるため、腫瘍部位に関する等法的なボクセル・データ16aの画像データが必要

$$\begin{aligned} a_{11} &= \cos(\psi) \cdot \cos(\theta), \\ a_{12} &= \cos(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \sin(\Phi) - \sin(\psi) \cdot \cos(\Phi), \\ a_{13} &= \cos(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \cos(\Phi) + \sin(\psi) \cdot \sin(\Phi), \\ a_{21} &= \sin(\psi) \cdot \cos(\theta), \\ a_{22} &= \cos(\psi) \cdot \cos(\Phi) + \sin(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \sin(\Phi), \\ a_{23} &= \sin(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \cos(\Phi) - \cos(\psi) \cdot \sin(\Phi), \\ a_{31} &= -\sin(\theta), \\ a_{32} &= \cos(\theta) \cdot \sin(\Phi), \\ a_{33} &= \cos(\theta) \cdot \cos(\Phi) \end{aligned} \quad \dots \text{式(1-10) \sim 式(1-18)}$$

で与えられる。このようにして取得された超音波画像について、超音波式プローブ121の位置 (x_0, y_0, z_0) と向きのデータ(方位角 ψ 、仰角 θ 、横転角 Φ)を利用した3次元座標変換を行うことによって、ボクセル・データ16aを取得している(ステップS4)。

【0109】ところで、超音波式プローブ121の走査方法によっては、取得されたボクセル・データ16aの中にその輝度値が与えられていないボクセル・データ16aが存在したり、また同一のボクセル・データ16aについて2つ以上の異なる輝度値が対応する場合があ

とされる。そのため、まず取得した断層画像群に対して3次元座標変換を行い、そして線形補間によってボクセル・データ16aに変換する。

【0106】今、交流磁界位置センサ131のトランスミッタ(超音波式プローブ121)に相対する位置(X軸方向、Y軸方向並びにZ軸方向)、交流磁界を利用した交流磁界位置センサ131のトランスミッタ(前記プローブ)に相対する向き(方位角(Azimuth) ψ 、仰角(Elevation) θ 、横転角(Roll) Φ)とする(ステップS1、ステップS2)。取得された超音波断層画像(超音波断層画像データ121a(探針データ12a))の座標 $(x, y, 0)$ を行列P、3次元変換後の座標 (x', y', z') を行列Q、超音波式プローブ121のカレント座標位置と向きを示すプローブ座標データ13aの座標 $(x_0, y_0, z_0, \psi, \theta, \Phi)$ における (x_0, y_0, z_0) を行列Rとしたとき、変換行列T $[a_{ij}]$ を用いた行列演算(行列の積演算)を行って、取得された超音波断層画像(超音波断層画像データ121a(探針データ12a))の座標 $(x, y, 0)$ から3次元変換後の座標 (x', y', z') を求めている(ステップS3)。

【0107】すなわち、

$$Q^t = TP^t + R^t$$

で与えられる。ここで、行列 Q^t 、 P^t 、 R^t の各々は、行列Q、P、Rの各々に対する転置行列を意味している。

【0108】ここで、変換行列T $[a_{ij}]$ は、

$$\begin{aligned} a_{11} &= \cos(\psi) \cdot \cos(\theta), \\ a_{12} &= \cos(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \sin(\Phi) - \sin(\psi) \cdot \cos(\Phi), \\ a_{13} &= \cos(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \cos(\Phi) + \sin(\psi) \cdot \sin(\Phi), \\ a_{21} &= \sin(\psi) \cdot \cos(\theta), \\ a_{22} &= \cos(\psi) \cdot \cos(\Phi) + \sin(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \sin(\Phi), \\ a_{23} &= \sin(\psi) \cdot \sin(\theta) \cdot \cos(\Phi) - \cos(\psi) \cdot \sin(\Phi), \\ a_{31} &= -\sin(\theta), \\ a_{32} &= \cos(\theta) \cdot \sin(\Phi), \\ a_{33} &= \cos(\theta) \cdot \cos(\Phi) \end{aligned} \quad \dots \text{式(1-10) \sim 式(1-18)}$$

る。

【0110】そこで本実施形態では、特に、輝度値が与えられていないボクセル・データ16aが存在した場合、画像の輝度補間(Image Brightness Interpolation)を用いてそのボクセル・データ16aの輝度値を求めることにしている。

【0111】また同一のボクセル・データ16aについて2つ以上の異なる輝度値が対応する場合には、これらの輝度値の平均輝度値をもって、そのボクセル・データ16aを代表する輝度値としている。

【0112】次に、画像補間の一実施形態を説明する。

【0113】本実施形態では、線形補間法（線形内挿法）の一種を3次元空間処理に拡張してボクセル・データ16aの補間を行っている。

【0114】すなわち、本PCにおいては、等方的なボクセル・データ16aの画像データが必要となるため、取得した超音波断面画像（探針データ）を3次元座標変換後に線形補間によってボクセル・データ16aに変換している。

【0115】具体的には、まず、内挿したいボクセル・データ16aを中心に、X軸方向、Y軸方向並びにZ軸方向の3つの方向において、それぞれ最近傍とする輝度値をもつ6つのボクセル・データ16aを求めて線形補間処理を行っている。この線形補間処理は、処理速度が高速であるとともに、腫瘍画像のグレイ・スケールの滑らか性が保てるといった利点がある。

【0116】以上説明したように、乳癌検診システム10の前処理である3次元画像取得処理によれば、超音波式プローブ121には3次元位置センサが取り付けられているので、スキャン中の超音波式プローブ121の空間的な位置や姿勢を測定すれば、被測定物体30の探針動作に同期させたプローブ座標データ13aを生成できる。また、超音波式プローブ121を用いて被測定物体30の表面をスキャンしながら被測定物体30を探針して探針データ12aを生成する際に、PCは、この探針データ12aの収集と同期してプローブ座標データ13aを収集する。続いてPCが、探針データ12a及び探針データ12aと同期したプローブ座標データ13aを用いて3次元画像データ15aを生成する。続いてPCが、3次元画像データ15aに線形画像補間を行って、等方的なボクセル・データ16aに変換する一方で、同一のボクセルについて2つ以上の異なる値が対応する場合はこれらの平均値をもってボクセルのボクセル・データ16aとしている。すなわち、超音波式プローブ121に取り付けた交流磁界位置センサ131によって計測された位置データ（超音波式プローブ121の座標データ）を用いて、超音波式プローブ121を任意に走査して得られた一連の探針データ12aをボクセル・データ16aに変換できるようになる。

【0117】このようなPCは、非常に柔軟でデリケートな組織構造を有する乳腺301のような被測定物体30を探針してボクセル・データ16aを作成するようなアプリケーションに適している。すなわち、従来の熟練した検者が乳腺301の表面を手動で走査して超音波式プローブ121の位置や向きを微妙に調節して探針データ12aを収集していたマニュアル走査（スキャン）作業や、超音波式プローブ121をメカニカルに走査するメカニカル走査（スキャン）作業に代えて、超音波式プローブ121に取り付けられた交流磁界位置センサ131がスキャン中の超音波式プローブ121

1の空間的な位置や姿勢を測定し、乳腺301（被測定物体30）の探針動作に同期させたプローブ座標データ13aを生成し、PCが、この探針データ12aの収集（スキャン）と同期してプローブ座標データ13aを収集することで、探針データ12aと同時に超音波式プローブ121の位置データ（超音波式プローブ121の座標データ）を取得し、取得された探針データ12aを、位置データとして利用して、従来のマニュアル走査やメカニカル走査と同様にアーチファクトの少なくかつ再現性の高い3次元のボクセル・データ16aに変換できるようになる。

【0118】〔腫瘍抽出処理〕次に、図面に基づき、乳癌検診システム10の後処理である腫瘍抽出処理（乳腺腫瘍の自動抽出アルゴリズム）の一実施形態を説明する。

【0119】以下の説明では、ファジィ推論を用いた3次元ボクセル・データ16aからの腫瘍（特に、乳腺腫瘍）の自動抽出アルゴリズムについて述べる。まず、良好な乳腺腫瘍の領域を安定に自動抽出するために、3次元LoG (Laplace of Gaussian) フィルタを用いたメンバシップ関数の自動作成処理について述べる。次に、ファジィ推論並びに弛緩法を用いた、各ボクセルを“腫瘍”、“正常組織”及び両者の“境界”という3つのクラスへの分類、腫瘍の3次元領域の決定について述べる。

【0120】乳癌の診断には、視・触診や穿刺吸引細胞診などの他に、X線Mammographyや超音波検査などの画像診断がよく利用されている。悪性腫瘍（癌）の特徴は、良性と比較すると凹凸を伴う複雑な輪郭を有していることである。画像診断ではこのような幾何学的特徴がよく利用される。X線MammographyはX線の乳腺301に対する透過像であり、比較的高い分解能が得られることから、画像処理による腫瘍の抽出並びに評価方法がいくつか提案されている。

【0121】一方、超音波検査による乳腺腫瘍の診断は、超音波式プローブ121を乳房表面に接触させるだけで、容易に実時間で乳腺301の内部を観察できること、被検者に対する苦痛が少ないこと、そして、被曝の心配がなく安全であること、dense breastの場合でも腫瘍の抽出が可能であることなどから、日常の診断に不可欠なものになっている。乳腺301の超音波検査は、検者が乳腺301の内部をくまなく走査して断面画像を観察することによって、腫瘍の発見、悪性腫瘍（癌）の鑑別を行っている。超音波断面像で表示される乳腺腫瘍の特徴は、良性及び悪性ともに正常組織と比較して、そのエコー・レベル、すなわち画像の輝度の輝度が低いことである。このことは、画像の輝度レベルの差を利用して両者を判別することが難しいことを意味する。そこで、断面画像における腫瘍輪郭線の幾何学的形状の不整が利用されるが、断面画像だけでは悪性腫瘍

(癌) の幾何学的特徴を把握しにくい場合がある。このような場合には、腫瘍の表面形状を3次元的に表示すれば、幾何学的な表面形状を容易に観察することができるため、より精度の高い診断が可能となると予想される。

【0122】腫瘍の表面形状を3次元的に表示並びに評価するためには、取得した複数枚の超音波断面画像群から腫瘍の領域を抽出することが重要である。ところが、乳腺301の超音波像では、スペックル・ノイズや音響陰影などのアーチファクト、境界部の欠落、筋層など腫瘍以外の低輝度の領域が存在するため、2値化や微分オペレータなどの従来の画像処理法では実現できない。

【0123】このような技術背景のもとで、本実施形態の腫瘍抽出処理における腫瘍の抽出処理はすべて3次元空間上で行われており、注目ボクセル近傍の参照ボクセル領域から求めた画像の輝度平均値などの統計量が2次元の参照領域からのものより信頼性が高いため、より良好な腫瘍の抽出が期待できる。

【0124】乳癌検診システムの前処理である3次元画像取得処理に続いて実行される本実施形態の腫瘍抽出処理では、乳腺腫瘍に対する有効性を確認するために、周波数7.5MHzの凹型電子スキャン方式の超音波診断装置を用いて乳腺腫瘍の抽出を行った。悪性腫瘍(癌)と良性腫瘍(線維腺腫)の症例に対して適用した結果は、医師がトレースした輪郭と一致しており、本実施形態の腫瘍抽出処理の有効性を示唆するものであった。また、抽出された腫瘍をサーフェス・レンダリングによって3次元表示したところ、表面形状の違いを観察することができた。

【0125】超音波画像における乳腺腫瘍の領域は、正常組織と比較して輝度が低いため、輝度値の高低によって腫瘍の抽出を行う。しかし、超音波像については、音響陰影などの顕著なアーチファクト、筋層などの比較的低輝度の領域などが存在するため、単純な2値化では腫瘍の抽出を行うことは難しい。

【0126】本実施形態の腫瘍抽出処理は、ファジイ推論(Fuzzy Reasoning)の考え方を用いて、3次元ボクセル・データ16a、すなわちすべてのボクセル・データに対して、まず“腫瘍”、“正常組織”、及びそれらの“境界”という3つのクラスに属する“らしさ”を求め、そしてそこから、3次元空間上の矛盾を徐々に解決しながら、最終的に腫瘍の領域を決定するというものである。

【0127】このアルゴリズムは、図4のように大きく分けて2段階の処理(第1段階と第2段階)よりなる。まず、第1段階は、特徴量演算、メンバシップ関数自動生成工程を中心とする論理構成になっており、3次元LoG(Laplace of Gaussian)フィルタの出力からファジイ推論に利用するメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ (Membership Function)の自動作成を行う。第1段階に続く第2段階

は、ファジイ推論工程、デファジイ工程を中心とする論理構成になっており、求められたメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ を用いてファジイ・ルール(Fuzzy Rule)並びに弛緩法(Relaxation Method)に基づくデファジイ(Defuzzify)処理による腫瘍領域の決定を行う。

【0128】これらの処理は、乳癌検診システム10を構成するPCなどのCPUで実行可能なプログラムコードで記述されている。本実施形態では、超音波画像として3次元のボクセル・データ16aを用いている。

【0129】次に、本実施形態で用いる特徴量の定義を述べる。

【0130】乳腺301の腫瘍抽出処理を簡素化するために、乳腺腫瘍の超音波画像を3つのタイプの領域にクラス分けする。すなわち、輝度の低い“腫瘍”(tumor)、輝度の高い“正常組織”(normal tissue)、そして両者の“境界”(boundary)である。乳腺腫瘍は良悪性ともに正常組織と比較して輝度が低い、またその周囲の正常組織によって囲まれている。

【0131】日常の診断において、まずこのような特徴を利用して“腫瘍”の領域を抽出し、そして良性の平滑・整である輪郭に対して悪性の凹凸・不整であるような形状的特徴を用いて良悪性の鑑別を行っている。

【0132】しかし、乳腺301の超音波像は、超音波像固有のスペックル・ノイズ境界部の欠落や画質劣化の問題点の他に、画像の輝度平均などの統計量が被検者の皮下脂肪の厚さや周囲の組織の状態などによって変化するため、2値化や微分オペレータなどの従来の画像処理上では腫瘍領域の自動抽出を行うのは難しい。医師による腫瘍の境界の判断では、腫瘍内部エコー分布の均一性や境界エコーの強さなどが考慮されている。

【0133】腫瘍の超音波像について、“腫瘍”は“正常組織”より輝度が低い、またその輝度の分布も小さい。“境界”における輝度の重心が“境界”を境に“正常組織”の方に大きく偏っており、また、“正常組織”の輝度重心がほぼ参照領域の幾何学的な中心と一致する。本実施形態では、これらの表現を、次の3つの統計量 $\{u, d, v\}$ によって定量化する。いずれも同一の大きさの参照ボクセル・ボリューム (gx, gy, gz) について求める。

【0134】以下に、本実施形態の腫瘍抽出処理の各処理を詳述する。

【0135】第1段階における特徴量演算は、3次元のボクセルの各々に対して、3次元ボクセル・データ16a上における腫瘍の領域と周囲正常組織及び両者の境界に関する所定の統計量の分布をファジイ推論に利用するメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ の $[0, 1]$ 区間の確率分布として表現する処理である。

【0136】ここで、特徴量演算で用いられる所定の統

計量は、各ボクセルに対する輝度平均値 u 、各ボクセルに対する輝度の重心(g_x, g_y, g_z)、幾何学的な中心の距離 d 、各ボクセルに対する輝度分散 v の4つのバ

$$\text{輝度平均値 } u = \{ \sum \sum \sum f(i, j, k) \} / N^3 \quad \text{…式(2-1)}$$

で定義されている。

【0138】ただし、 $i, j, k = 0, 1, 2, \dots, N-1$ (N : 自然数)であり、 $f(i, j, k)$ はボクセル(i, j, k)における輝度値を表し、 N は参照ボクセル・ボリューム(g_x, g_y, g_z)の大きさ、 \sum は総和演算を意味する。

【0139】すなわち、輝度平均値 u が“腫瘍”領域では小さく、“正常組織”の領域では大きく、また、“境界”領域ではその中間の値をとると考えられることから、第1段階における特徴量演算で用いられる所定の統

$$\begin{aligned} g_x &= \{ \sum \sum \sum \{ f(i, j, k) \cdot (i+1) \} \} / \{ \sum \sum \sum f(i, j, k) \}, \\ g_y &= \{ \sum \sum \sum \{ f(i, j, k) \cdot (j+1) \} \} / \{ \sum \sum \sum f(i, j, k) \}, \\ g_z &= \{ \sum \sum \sum \{ f(i, j, k) \cdot (k+1) \} \} / \{ \sum \sum \sum f(i, j, k) \} \quad \text{…式(2-2)～式(2-4)} \end{aligned}$$

で与えられる。

【0141】各ボクセルに対する輝度の重心と幾何学的

$$d = \{ (g_x - c_x)^2 + (g_y - c_y)^2 + (g_z - c_z)^2 \}^{1/2} \quad \text{…式(2-5)}$$

で与えられる。

【0142】ただし、 $i, j, k = 0, 1, 2, \dots, N-1$ であり、 $f(i, j, k)$ はボクセル(i, j, k)における輝度値を表し、 N (自然数)は参照ボクセル・ボリュームの大きさを意味する。

【0143】すなわち、輝度の重心と幾何学的な中心の輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d の値が、“正常組織”の領域では輝度の重心と参照ボリュームの幾何学的な中心がほぼ一致するため小さく考えられ、“境界”

$$v = \{ \sum \sum \sum \{ f(i, j, k) - u \}^2 \} / N^3 \quad \text{…式(2-6)}$$

ただし、 $i, j, k = 0, 1, 2, \dots, N-1$ であり、 $f(i, j, k)$ はボクセル(i, j, k)における輝度値を表し、 N (自然数)は参照ボクセル・ボリューム(g_x, g_y, g_z)の大きさ

で与えられる。

【0145】ここで、輝度の分布が、“腫瘍”の領域では小さく、“正常組織”と“境界”では大きな値になることを考慮して、第1段階における特徴量演算に用いられる所定の統計量には、各ボクセルに対する輝度分散 v が含まれていることに注目して式(2-6)を適用している。

【0146】輝度平均 u は、“腫瘍”領域では小さく、“正常組織”の領域では大きく考えられる。また、“境界”領域ではその中間の値をとると考えられる。

【0147】一方、輝度の重心と幾何学的な中心の輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d の値は、“正常組織”

ラメータを含んでいる。

【0137】輝度平均値 u は、

計量を、各ボクセルに対する輝度平均値 u を式(2-1)で定義している。その結果、2値化や微分オペレータなどの従来の画像処理上では腫瘍領域の自動抽出を行うのは難しいような、輝度の低い“腫瘍”(tumor、以下添字は t)、輝度の高い“正常組織”(normal tissue、以下添字は n)、そして両者の“境界”(boundary、以下添字は b)を識別できるようになる。

【0140】各ボクセルに対する輝度の重心(g_x, g_y, g_z)は、

な中心の距離 d は、

“境界”の領域では境界面を境に輝度が一方に偏っていることにより大きな値になると考えられ、注目画素は“境界”であれば距離が大きく、逆に“正常組織”であれば距離が小さい値となることから、式(2-2)～式(2-4)、及び式(2-5)を適用し、第1段階における特徴量演算に用いられる所定の統計量を、少なくとも、各ボクセルに対する輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d とに基づいて決定している。

【0144】各ボクセルに対する輝度分散 v は、

の領域では輝度の重心と参照ボリュームの幾何学的な中心がほぼ一致するため小さく考えられるが、“境界”の領域では境界面を境に輝度が一方に偏っていることにより大きな値になると考えられる。なお、“腫瘍”の領域では輝度の低い部分と輝度のやや高い雑音的な部分が混在することがあるので、 d の値は“正常組織”の d 値とオーバーラップする部分があるが、“境界”の d 値より小さい傾向がある。

【0148】一方、輝度の分布 v は、“腫瘍”の領域では小さく、“正常組織”と“境界”では大きな値になると考えられる。図5は輝度の重心と幾何学的な中心の輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d の概念図を2次元的に示すものである。すなわち、注目画素は“境界”であれば d が大きく、逆に“正常組織”であれば d が小さい値となる。

【0149】本実施形態の腫瘍抽出処理の第1段階では、メンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ の自動作成を

行う。メンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ を取得した3次元ボクセル・データ16 a毎に作成することにより、システム環境に依存せず腫瘍の領域を安定に抽出できることが期待される。メンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ は、ボクセル・データに対する3次元LoG (Laplace of Gaussian) フィルタの出力、すなわち0より大きい。ゼロ・クロッシング点及び0より小さい3つの領域における各特徴量分布のヒストグラムから計算される。図6にメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ の作成の手順 (フロー) を示す。

【0150】図6に示すように、第1段階におけるメンバシップ関数自動生成工程は、3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ (3次元LoGフィルタ) によるメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ の自動作成処理であって、特徴量演算に続いて、メンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ を備えたファジィ推論工程に基づいて統計量の分布をまとめることによって腫瘍の領域を自動抽出する処理である。

【0151】メンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ の作成に用いるボクセルは、次式で表される3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ (3次元LoGフィルタ) $g(r)$ (後述する式 (2-9)) の出力から求める。

【0152】LoGフィルタは1種の2次微分フィルタ、またはバンドパス・フィルタであり、画像処理では対象の境界抽出においてよく使われている。このフィルタを用いると、境界の位置で2次微分がゼロとなり、またはフィルタの出力が正負の変化、すなわちゼロ交差 (Zero crossing) が現れる。これらの出力のゼロ・クロッシング点を連結すると境界となる。従って、3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ (3次元LoGフィルタ) の出力のゼロ・クロッシング点を結ぶと、それが抽出しようとする対象領域の境界面となる。

【0153】本実施形態の腫瘍抽出処理では、ゼロ・クロッシングによる"境界"抽出に加えて、出力の正値が輝度の低い"腫瘍"、負値が輝度の高い"正常組織"となることを利用して、ボクセルを3つのクラスに分類する。

【0154】各ボクセルの"腫瘍"、"正常組織"、及び"境界"の3つのクラスに属するグレード μ_t, μ_n, μ_b は第1段階で計算されたメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ と後述する式 (2-7) のようなファジィ・ルールから計算される。

【0155】そこでファジィ推論工程は、ファジィ推論によるグレードの計算を実行し、メンバシップ関数決定処理において生成した輝度平均値 u に対するメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ | u 、輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d に対するメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ | d 及び輝度分散 v に対するメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ | v とファジィ・ルールを含んで構成されるファジィ推論過程に基づいて、各ボクセルを、"腫瘍"のクラス R_1 に属するグレード t 、"正常組織"のクラス R_2 に属するグレード n 、"境界"のクラス R_3 に属するグレード b の3つのグレード $\{t, n, b\}$ を用いてクラス分けを実行する処理である。

【0156】ここでファジィ・ルールは、if the n else 条件文形式で表されたルールで記述されている。ファジィ・ルール (式 (2-7)) を以下に示す。

【0157】

```
R1: if (u is small) and (d is medium) and (v is small)
    then the voxel is "tumor",
R2: if (u is large) and (d is medium) and (v is large)
    then the voxel is "normal tissue",
R3: if (u is medium) and (d is large) and (v is medium)
    then the voxel is "boundary" ...
```

式 (2-7)

また、ファジィ推論工程で用いられるメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ は、メンバシップ関数決定処理において生成した輝度平均値 u に対するメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u$ 、輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d に対するメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d$ 、輝度分散 v に対するメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$ の3つを少なくとも含んでいる。

【0158】またファジィ推論工程では、第1論理処理

と第2論理処理とを実行する。

【0159】第1論理処理は、メンバシップ関数決定処理において生成した輝度平均値 u に対するメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ に基づいて各ボクセルにおける特徴量の各々 $\{u, d, v\}$ に対する3つのクラスに属するグレード $\mu_t | u, \mu_t | d, \mu_t | v, \mu_n | u, \mu_n | d, \mu_n | v, \mu_b | u, \mu_b | d, \mu_b | v$

$n \mid d, \mu_n \mid v, \mu_b \mid u, \mu_b \mid d, \mu_b \mid v$ の各々を求める処理である。

【0160】第2論理処理は、グレード $\mu_t \mid u, \mu_t \mid d, \mu_t \mid v, \mu_n \mid u, \mu_n \mid d, \mu_n \mid v, \mu_b \mid u, \mu_b \mid d, \mu_b \mid v$ の各々の値に基づいて、ファジィ推論の機構に入力して各ボクセルの“腫瘍”らしさを規定す

$$R1: \mu_t = \min(\mu_t \mid u, \mu_t \mid d, \mu_t \mid v),$$

$$R2: \mu_n = \min(\mu_n \mid u, \mu_n \mid d, \mu_n \mid v),$$

$$R3: \mu_b = \min(\mu_b \mid u, \mu_b \mid d, \mu_b \mid v) \quad \cdots \text{式(2-8)}$$

ただし、 $\min(a_1, a_2, a_3)$ は a_1, a_2, a_3 の中から最小値を選択する演算

で表現される。

【0163】これにより、式(2-7)に示したif then else条件文形式で表されたルールにおける“if~then”の条件文中の“and”論理演算は「ある事実の起こりうる確率が、それぞれの条件のうちの最小の確率となる」ことを意味する条件式をファジィ論理式で表現できるようになる。

【0164】メンバシップ関数自動生成工程は、被検者の皮下脂肪の厚さや周囲乳腺301組織の状態に起因して、乳腺301超音波像上における輝度分布を含む統計量が変化がある場合、ファジィ推論に利用するメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} \mid u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} \mid d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} \mid v)$ をボクセル毎に3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)の出力に基づいて自動作成する処理である。

【0165】すなわち、1種の2次微分フィルタ、またはバンドパス・フィルタであり、画像処理では対象の境界抽出においてよく使われている簡便な3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)を用いる結果、ボクセル・データの境界の位置で2次微分がゼロとなり、またはフィルタの出力が正負の変化、すなわちゼロ交差(Zero crossing)が現れる。これらの出力のゼロ・クロッシング点を連結すると境界となる。従って、3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)出力のゼロ・クロッシング点を結ぶと、それが抽出しようとする対象領域の境界面となる。そこで、ゼロ・クロッシングによる“境界”抽出に加えて、出力の正值が輝度の低い“腫瘍”、負値が輝度の高い“正常組織”となることを利用して、ボクセルを3つのクラスに分類できるようになる。このような簡便なクラス分類を実行することにより、PC程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間(高速)に計算(画像処理)できるようなメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} \mid u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} \mid d,$

$$g(r) = (R^2 - 3\sigma^2) / \{(2\pi^3)^{1/2} \cdot \sigma^7\} \cdot \exp\{-r^2/2\sigma^2\}$$

$\} \quad \cdots \text{式(2-9)}$

ただし、 r は原点からの距離、 σ はガウシアン標準偏差で定義されている。

るアナログ値 μ_t ，“正常組織”らしさを規定するアナログ値 μ_n または“境界”らしさを規定するアナログ値 μ_b を求める処理である。

【0161】ファジィ推論機構は、式(2-8)で表される。

【0162】

$\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} \mid v$ の自動作成が可能となる。

【0166】またメンバシップ関数自動生成工程は、メンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} \mid u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} \mid d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} \mid v)$ の作成に用いるボクセルを、3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ) $g(r)$ で表される3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)出力から求める3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)処理と、3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)出力のゼロ・クロッシング点を結んで、抽出しようとする対象領域の“境界”を抽出する境界抽出処理と、3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)出力が正值を示すボクセルを輝度の低い“腫瘍”に分類する腫瘍抽出処理と、3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)出力が負値を示すボクセルを輝度の高い“正常組織”に分類する正常組織抽出処理と、腫瘍抽出処理において“腫瘍”と分類されたボクセルに対して、膨張・収縮処理を行って、正常組織内部に孤立的に存在する“腫瘍”に分類されたボクセルや“境界”に分類されたボクセルを除去し、“腫瘍”に分類されたボクセルと他の輝度の低い閉領域が連結するような場合に両者を分断する膨張・収縮処理と、膨張・収縮処理の前後で共に“境界”に対してクラス分けが行われたボクセルのみに対して特徴量演算を実行して輝度平均値 u 、輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d 及び輝度分散 v の3つの特徴量 $\{u, d, v\}$ を計算するボクセル選別・特徴量計算処理と、ボクセル選別・特徴量計算処理で求めた3つの特徴量 $\{u, d, v\}$ の各々に対して、各々の確率密度関数に応じたメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} \mid u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} \mid d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} \mid v)$ を求めるメンバシップ関数決定処理とを実行する。

【0167】ここで3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ) $g(r)$ は、式(2-9)で表される。

【0168】

【0169】3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)処理を実空間でのコンボリューションで行うと、処理時間が膨大になってしまうという実

用的な問題がある。そこで、本実施形態の腫瘍抽出処理では、FETを用いることで処理の高速化を図る。

【0170】このような3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)処理を設けることにより、クラス分けされた"腫瘍"ボクセル、"正常組織"ボクセルすべてに対して3つの特徴量 $\{u, d, v\}$ を計算できるようになる。また、膨張・収縮処理前後でともに"境界"とクラス分けされたボクセルのみにに対して3つの特徴量 $\{u, d, v\}$ を計算することで、"境界"についての特徴量は他のクラスに比べてボクセル数が少ない場合であっても、誤った"境界"ボクセルをできる限り除外できるようになる。

【0171】ボクセル選別・特徴量計算処理は、膨張・収縮処理の前後で共に"境界"に対してクラス分けが行われたボクセルのみにに対して特徴量演算を実行して輝度平均値 u (第1の特徴量)、輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d (第2の特徴量)、輝度分散 v (第3の特徴量)の3つの特徴量 $\{u, d, v\}$ を計算する。

【0172】メンバシップ関数決定処理は、ボクセル選別・特徴量計算処理で求めた3つの特徴量 $\{u, d, v\}$ の各々に対して、各々の確率密度関数に底じたメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$ を求める。

【0173】本実施形態の腫瘍抽出処理で定義される特徴量輝度平均値、輝度の重心と幾何学的な中心の距離及び輝度分散について、"腫瘍"、"正常組織"及び"境界"の3つのクラスに属する"らしさ"を示すメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ を求める必要がある。そこで、前述したように、ボクセル・データに対して3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)をかけ、その出力の正負及びゼロ・クロッシング点から3つの領域に分類する。

【0174】しかし、ここで得られたボクセルの領域に

$$P_A(x) = x / \sigma^2 \cdot \exp \{ (-x^2 + \sigma^2) / \sigma^2 \} \cdot I_0(xs / \sigma^2) \quad \cdots \text{式}(2-10)$$

ここで、 $I_0(x)$ は第1種第0次の変形ベッセル関数である。

【0180】Rician関数 $P_A(x)$ は、 $s=0$ のとき、Rayleigh(レーリー)分布関数(図7)となり、 s/σ が大きくなるとGaussian(ガウス)分布関数に近づく(図7参照)。超音波の反射源である散乱体が波長に比べて小さく、散乱体がランダムに分布している場合ではいわゆる画像にはスペckル・パターンが現れ、輝度変動は次式で示されるRayleigh分布関数となる。一方、波長に比べて大きな反射源や小さい反射源が混在する場合、Ricianはそのピーク位置が原点から徐々に離れ、Rayleigh分布関数からGaussian関数へと近づいていくことが示されている。

【0181】一方、特徴量 $\{u, d, v\}$ における輝度

は誤って分類されたボクセルが含まれるため、"腫瘍"と分類されたボクセルに対して、膨張・収縮(Dilation & Erosion)処理を行って、正常組織内部に孤立的に存在する"腫瘍"ボクセルや"境界"ボクセルを除去し、また、"腫瘍"と他の輝度の低い閉領域が連結するような場合に両者を分断する。このために、本実施形態では、Rician関数 $P_A(x)$ によるメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ の近似を実行している。

【0175】このような処理によってクラス分けされた"腫瘍"ボクセル、"正常組織"ボクセルのすべてに対して3つの特徴量を計算する。"境界"についての特徴量は他のクラスに比べてボクセル数が少ないので、誤った"境界"ボクセルはできる限り除外する必要がある。そこで膨張・収縮処理前後でともに"境界"とクラス分けされたボクセルのみにに対して3つの特徴量を計算する。

【0176】メンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ としては、クラス分けされたボクセルから計算された特徴量の確率密度係数を利用するというのがひとつの考え方であるが、3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)によるクラス分けは不十分であり、誤ってクラス分けされたボクセルが含まれていることを考慮する必要がある。

【0177】超音波像の輝度の確率密度係数は、次式で表されるRician関数 $P_A(x)$ で表されることが知られている。

【0178】そこで本実施形態では、メンバシップ関数決定処理における3つの特徴量 $\{u, d, v\}$ の諸量に対する確率密度係数をRician関数 $P_A(x)$ で定義している。ここでRician関数 $P_A(x)$ は、式(2-10)で与えられる。

【0179】

平均値 u についての確率密度関数は、超音波の確率密度関数と近似されるので、比較的輝度の低い"腫瘍"領域ではRayleigh分布関数となり、"境界"や"正常組織"ではサイズの大きな反射源の混在するGaussian関数(ガウス分布関数)となることが予想できる。

【0182】そこで、3つの特徴量 $\{u, d, v\}$ の諸量に対する確率密度係数としてRician関数 $P_A(x)$ を用いることにより、輝度平均値 u のメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$ については"腫瘍"をRayleigh分布関数で近似し、その他の"正常組織"と"境界"をGaussian関数で近似できるようになる。

【0183】図8は"腫瘍"、"正常組織"、"境界"

に属するボクセルについての輝度平均値のヒストグラム及び近似されたメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ を示す。同図より、両者はよく一致していることが分かる。

【0184】また特徴量 $\{u, d, v\}$ における輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d については、“正常組織”及び“腫瘍”領域では小さく、“境界”領域では大きくなる傾向がある。図9に示した輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d のヒストグラムから分かるようにいずれについても Gaussian よりも Rayleigh 分布の方が近似はよい。そこで、特徴量 d (輝度の重心と幾何学的な中心の距離) のメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ は Rayleigh 分布で近似する (図11参照)。

【0185】特徴量 $\{u, d, v\}$ における輝度分散 v については、図10にそのヒストグラムを示す。同図のように Rayleigh 分布の方が近似はよい。そこで、輝度分散 v のメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ は Rayleigh 分布で近似する。

【0186】3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ (3次元LoGフィルタ) の出力によってクラス分けされたボクセルからヒストグラムを計算すると、誤って分類されたボクセルの影響で、それぞれで仮定した Rayleigh 分布や Gaussian と異なった分布をとるようになる。その一例として、特徴量 d (輝度の重心と幾何学的な中心の距離) の“境界”について求められたヒストグラムと近似された。

【0187】このように、確率密度係数として Rician 関数 $P_R(x)$ を用いることにより、輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d のメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ は Rayleigh 分布関数で近似できるようになる。

【0188】同様の主旨で、特徴量 $\{u, d, v\}$ における輝度分散 v については、確率密度係数として Rician 関数 $P_R(x)$ を用いることにより、輝度分散 v のメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ は Rayleigh 分布関数で近似できるようになる。

【0189】そこで本実施形態では、輝度平均値 u に対するメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ を、“腫瘍”については Rayleigh 分布関数で表現された確率密度関数で近似する。

【0190】これにより、Rician 関数 $P_R(x)$ は、 $s=0$ のとき、Rayleigh 分布関数となり、 s/σ が大きくなると Gaussian 関数に近づく。また超音波の反射源である散乱体が波長に比べて小さく、散乱体がランダムに分布している場合ではいわゆる画像にはスペckル・パターンが現れ、輝度変動は次式

で示される Rayleigh 分布関数となる。一方、波長に比べて大きな反射源や小さい反射源が混在する場合、Rician はそのピーク位置が原点から徐々に離れ、Rayleigh 分布関数から Gaussian 関数へと近づいていくことが示されている。

【0191】一方、特徴量 $\{u, d, v\}$ における輝度平均値 u についての確率密度関数は、超音波の確率密度関数と近似されるので、比較的輝度の低い“腫瘍”領域では Rayleigh 分布関数となり、“境界”や“正常組織”ではサイズの大きな反射源の混在する Gaussian 関数となることが予想できる。このため、メンバシップ関数決定処理は、ボクセル選別・特徴量計算処理で求めた3つの特徴量 $\{u, d, v\}$ の各々に対して、各々の確率密度関数に応じたメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ を求める場合、輝度平均値 u に対するメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ を、“腫瘍”については Rayleigh 分布関数で表現された確率密度関数で近似し、“正常組織”と“境界”についてはガウス分布で表現された確率密度関数で近似している。

【0192】すなわち、第1特徴量に対する確率密度係数として Rician 関数 $P_R(x)$ を用いることにより、輝度平均値 u のメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ については“腫瘍”を Rayleigh 分布関数で近似し、その他の“正常組織”と“境界”を Gaussian 関数で近似できるようになる。このように Rayleigh 分布あるいは Gaussian でメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ を近似することによって、誤って分類されているボクセルの影響を軽減できると考えられる。

【0193】また、輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d に対するメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ を Rayleigh 分布関数で表現された確率密度関数で近似することとしている。

【0194】これにより、Rician 関数 $P_R(x)$ は、 $s=0$ のとき、Rayleigh 分布関数となり、 s/σ が大きくなると Gaussian 関数に近づく。また超音波の反射源である散乱体が波長に比べて小さく、散乱体がランダムに分布している場合ではいわゆる画像にはスペckル・パターンが現れ、輝度変動は次式で示される Rayleigh 分布関数となる。

【0195】一方、波長に比べて大きな反射源や小さい反射源が混在する場合、Rician はそのピーク位置が原点から徐々に離れ、Rayleigh 分布関数から Gaussian 関数へと近づいていくことが示されている。一方、特徴量 $\{u, d, v\}$ における輝度平均値 u についての確率密度関数は、超音波の確率密度関数と

近似されるので、比較的輝度の低い“腫瘍”領域ではRayleigh分布関数となり、“境界”や“正常組織”ではサイズの大きな反射源の混在するGaussian関数となることが予想できる。このため、メンバシップ関数決定処理は、ボクセル選別・特徴量計算処理で求めた3つの特徴量 $\{u, d, v\}$ の各々に対して、各々の確率密度関数に応じたメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ を求める場合、輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d に対するメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ をRayleigh分布関数で表現された確率密度関数で近似している。

【0196】すなわち、第2特徴量に対する確率密度係数としてRician関数 $P_A(x)$ を用いることにより、特徴量 $\{u, d, v\}$ における輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d については、“正常組織”及び“腫瘍”領域では小さく、“境界”領域では大きくなる傾向があるので、確率密度係数としてRician関数 $P_A(x)$ を用いることにより、輝度の重心と幾何学的な中心の距離 d のメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ はRayleigh分布関数で近似できるようになる。

【0197】また輝度分散 v に対するメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ をRayleigh分布関数で表現された確率密度関数で近似することになっている。

【0198】これにより、Rician関数 $P_A(x)$ は、 $s=0$ のとき、Rayleigh分布関数となり、 s/σ が大きくなるとGaussian関数に近づく。また超音波の反射源である散乱体が波長に比べて小さく、散乱体がランダムに分布している場合ではいわゆる画像にはスペckル・パターンが現れ、輝度変動は次式で示されるRayleigh分布関数となる。一方、波長に比べて大きな反射源や小さい反射源が混在する場合、Ricianはそのピーク位置が原点から徐々に離れ、Rayleigh分布関数からGaussian関数へと近づいていくことが示されている。

【0199】一方、特徴量 $\{u, d, v\}$ における輝度平均値 u についての確率密度関数は、超音波の確率密度関数と近似されるので、比較的輝度の低い“腫瘍”領域ではRayleigh分布関数となり、“境界”や“正常組織”ではサイズの大きな反射源の混在するGaussian関数となることが予想できる。このため、メンバシップ関数決定処理は、ボクセル選別・特徴量計算処理で求めた3つの特徴量 $\{u, d, v\}$ の各々に対して、各々の確率密度関数に応じたメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ を求める場合、輝度分散 v に対するメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t,$

$\mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ を、Rayleigh分布関数で表現された確率密度関数で近似している。

【0200】すなわち、第3特徴量に対する確率密度係数としてRician関数 $P_A(x)$ を用いることにより、特徴量 $\{u, d, v\}$ における輝度分散 v については、確率密度係数としてRician関数 $P_A(x)$ を用いることにより、輝度分散 v のメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ をRayleigh分布関数で近似できるようになる。

【0201】次に、本実施形態の腫瘍抽出処理の第2段階の各処理を詳述する。

【0202】第2段階では前節で求めたメンバシップ関数 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ を利用して、ファジイ推論による腫瘍領域の抽出を行う。図12は処理の流れを示したものである。

【0203】まず、ファジイ推論によって3つのクラスのグレードを表す画像を作成する。すなわち、輝度の低い“腫瘍”(tumor)、輝度の高い周辺の“正常組織”(normal tissue)、そして、両者の“境界”(boundary)である。次に、弛緩法によってデファジイを行い、すべてのボクセルを3つのクラスに分ける。以下に、各処理における処理を説明する。

【0204】第2段階におけるファジイ推論工程は、自動抽出する処理に続いて、生成されたメンバシップ関数 $(\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v)$ 及びファジイ・ルールを含んで構成されるファジイ推論過程に基づいて、各ボクセルを、所定数のタイプの領域にクラス分けする処理である。

【0205】ここで、ファジイ推論工程は、各ボクセルが、“腫瘍”、“正常組織”または“境界”である“らしさ”の度合いを求め、この求めた“らしさ”の度合いに応じたクラス分けを実行する。

【0206】すなわち、3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)をかけ、その出力の正負及びゼロ・クロッシング点から3つのクラスに分類されたボクセルには、誤って分類されたボクセルが含まれる可能性がある。そこで、このようなファジイ推論工程を設けることにより、“腫瘍”と分類されたボクセルに対して、膨張・収縮処理を行って、正常組織内部に孤立的存在する“腫瘍”ボクセルや“境界”ボクセルを除去し、また、“腫瘍”と他の輝度の低い閉領域が連結するような場合に両者を分断する。これにより、3次元空間上の矛盾を徐々に解決しながら、最終的に腫瘍の領域を決定する処理を実行できるようになる。

【0207】次に、これらの3つの属性に関するグレードの画像 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ から弛緩法に基づくデファジイ(非ファジイ化)処理によって全ボクセル・データ

を3つの領域にクラス分けする。本実施形態では、腫瘍と接する”正常組織”を”境界”と定義する。

【0208】そのため、第2段階において、ファジイ推論工程に続くデファジイ工程は、ファジイ推論工程に続いて、弛緩法によるクラス分類する処理であって、弛緩法に基づいた非ファジイ化過程を各ボクセルに対して行う処理と、前処理に続いて、各ボクセルを、”腫瘍”、”正常組織”または”境界”のいずれかに分類して腫瘍領域の最終決定を行う処理とを含んで構成されている。

【0209】ここでデファジイ工程における、弛緩法(Relaxation Method)に基づいた非ファジイ化過程を各ボクセルに対して行う処理は、各ボクセルにおける特徴量の各々 $\{u, d, v\}$ に対する3つのクラスに属するグレードの画像 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ から弛緩法に基づく非ファジイ化過程処理を行って全ボクセル・データを3つの領域にクラス分けを実行する際に、以下の規則(1)～(3)に基づいて、”腫瘍”と接する”正常組織”を”境界”と定義する。

```

R1: if  $N_t > 1$  and  $N_b \geq 2$  and  $N_n = 1$ 
    then  $\mu_t \downarrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \uparrow$ ,
R2: else if  $N_n > 0$  and  $N_b \geq 1$  and  $N_t = 1$ 
    then  $\mu_t \uparrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \downarrow$ ,
R3: else if  $N_t = 0$  and  $N_b \geq 1$  and  $N_n \geq 1$ 
    then  $\mu_t \downarrow, \mu_n \uparrow, \mu_b \downarrow$ ,
R4: else if  $N_t > N_n + 12$ 
    then  $\mu_t \uparrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \downarrow$ ,
R5: else if  $N_n > N_t + 12$ 
    then  $\mu_t \downarrow, \mu_n \uparrow, \mu_b \downarrow$ ,
R6: else
    then  $\mu_t \downarrow, \mu_n \downarrow, \mu_b \uparrow$ , ...式(2-11)
  
```

(ただし、 $A \uparrow$ はAの値にある定数Cを加えること($A + C$)を意味する演算子、 $A \downarrow$ はAの値から定数Cを減らすこと($A - C$)を意味する演算子)

また、R3及びR5中の定数12は、注目ボクセルに連結する $3 \times 3 \times 3$ の領域において N_n と N_t の差がかなり大きいことを意味する数値であり、この値そのものはデファジイ結果を人間が見て最適となるよう、試行錯誤的に求めたものである。本実施形態の腫瘍抽出処理の適用処理では、式(2-11)における記号 $\uparrow \downarrow$ の増減定数 $C = 0.25$ としており、値が1.0を超えたときには1.0に、また0.0より小さくなったときには0.0にしている。

【0215】具体的には、各ボクセルについてR1～R6は順番に処理され、どれかが成立した場合には後のルールは無視される。また、このデファジイ工程は並列的に繰り返行われ、全ボクセル・データに対する μ_t, μ_n, μ_b の変化量の合計がある閾値未満となったときに終了する。この時点で、各ボクセルに対して μ_t, μ_n, μ_b の中で最大の値をとる要素がそのボクセルの属性と

【0210】規則(1)

注目するボクセルが”腫瘍”であれば、”正常組織”に分類されたボクセルとは接しないと定義する。

【0211】規則(2)

注目するボクセルが”境界”であれば、必ず”腫瘍”と”正常組織”のボクセルに接すると定義する。

【0212】規則(3)

注目するボクセルが”正常組織”であれば、”腫瘍”に分類されたボクセルとは接しない。これにより、3つの属性に関するグレードの画像 $\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\}$ から弛緩法に基づくデファジイ(非ファジイ化過程)処理によって全ボクセル・データを3つの領域にクラス分けできるようにする。

【0213】また並列反復処理で用いられる局所的な制約ルールを、if then else条件文形式で表された以下のルール(式(2-11))で規定している。

【0214】

して決定される結果、最終的に各ボクセルに”腫瘍”、”正常組織”、または”境界”のいずれかの要素を割り当てることになる。

【0216】また、周囲ボクセルの持つ”腫瘍”、”正常組織”及び”境界”のいずれかの要素を割り当てている。従って、例えば、あるボクセルの”境界”に属するグレード μ_b が初めは大きかったとしても、周囲に”腫瘍”(あるいは”正常組織”)に属するグレードの大きいボクセルだけが存在する場合、そのボクセルの”腫瘍”(あるいは”正常組織”)であるグレード μ_t (あるいは μ_n)は反復処理によって大きく、”境界”と”正常組織”(あるいは”腫瘍”)に属するグレード μ_b と μ_n (あるいは μ_t)はより小さく変更されていく(式(2-11)のR3, R5参照)。

【0217】逆に、あるボクセルの”境界”らしさのグレード μ_b が初めは小さかったとしても周囲に2つ以上の”境界”、1つ以上の”腫瘍”らしさのグレード μ_t と”境界”らしさのグレード μ_b と”正常組織”らしさのグレード μ_n の大きいボクセルがあれば、そのボクセ

ルの”境界”らしさのグレード μ_b はより大きな値に、”腫瘍”らしさのグレード μ_t と”境界”らしさのグレード μ_b と”正常組織”らしさのグレード μ_n はより小さな値に更新されていく(式(2-11)のR1参照)。

【0218】3つのクラスに分類されたボクセル・データに対して、ボクセルの廉潔性によって腫瘍領域のみを抽出する。本実施形態の腫瘍抽出処理で処理するボクセル・データのROI (Region of interest) に存在する腫瘍領域が”正常組織”によって囲まれている閉領域であり、また、その領域の中に誤ったクラスに分類されている”正常組織”を含む場合がある。そこで、対象となる注目点ROIにおける腫瘍の領域が次のようなルールで決定される。

【0219】すなわち、

処理(1)

ボクセル・データの全体が”正常組織”によって囲まれると仮定して、その外回りの”正常組織”の任意の1つのボクセルから出発し、ある1つの”腫瘍”のボクセルを探索する。

【0220】処理(2)

探索された1つの”腫瘍”のボクセルに連結している”腫瘍”ボクセルをすべて探索して、それらのボクセルを”腫瘍1”とラベル付けする。

【0221】処理(3)

処理を処理(1)に戻して、”腫瘍1”,”腫瘍2”…,”腫瘍n”のように腫瘍の領域をラベリングする。この処理を終了すれば、次の処理に移る。

【0222】処理(4)

ラベリングされた”腫瘍k”($k=1, 2, 3, \dots, n$)について、ボリウムの大きさが大から小までの順にならべて、球と仮定する場合その直径が2mm以下のものをノイズとして切り捨て、残された”腫瘍”の中で重心がROIの中央に一番近いものを最終的に”腫瘍”として決定する。

【0223】小型(約 $2.8 \times 2.2 \times 1.5 \text{ cm}^3$)・軽量(17.0g)の交流磁界位置センサ131を超音波超音波式プローブ121に取り付けることにより、検者が日常の診断と同じように手動で超音波式プローブ121を走査しながら、3次元超音波画像データ15bを収集することができた。悪性腫瘍16例、良性腫瘍(線維腺腫)11例に適用したところ、いずれも良好な腫瘍の抽出ができており、本手法の有効性が示唆された。

【0224】以上、本実施形態の腫瘍抽出処理を要約すると、特徴量演算が、3次元のボクセルの各々に対して、3次元ボクセル・データ16a上における腫瘍の領域と周囲正常組織及び両者の境界に関する所定の統計量の分布を、ファジイ推論に利用するメンバシップ関数($\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$)の

$\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$)の[0, 1]区分の確率分布として表現する処理を実行する。またメンバシップ関数自動生成工程が、メンバシップ関数($\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$)を備えたファジイ推論過程に基づいて、特徴量演算で求めた統計量の分布をまとめて腫瘍の領域を自動抽出する処理を実行する。これにより、ボクセル・データに対して3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)をかけ、その出力の正負及びゼロ・クロッシング点から3つのクラスに分類し、特徴量について、3つのクラスに属する”らしさ”を示すメンバシップ関数($\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$)を求めることができるようになる。1種の2次微分フィルタ、またはバンドパス・フィルタであり、画像処理では対象の境界抽出においてよく使われている簡便な3次元LoG(Laplace of Gaussian関数)フィルタを用いる結果、ボクセル・データの境界の位置で2次微分がゼロとなり、またはフィルタの出力が正負の変化、すなわちゼロ交差(Zero crossing)が現れる。これらの出力のゼロ・クロッシング点を連結すると境界となる。従って、3次元ガウシアン・ラプラスフィルタ(3次元LoGフィルタ)出力のゼロ・クロッシング点を結ぶと、それが抽出しようとする対象領域の境界面となる。そこで、ゼロ・クロッシングによる”境界”抽出に加えて、出力の正値が輝度の低い”腫瘍”、負値が輝度の高い”正常組織”となることを利用して、ボクセルを3つのクラスに分類できるようになる。このような簡便なクラス分類を実行することにより、PC程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間(高速)に計算(画像処理)できるようなメンバシップ関数($\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$)の自動作成が可能となる。またファジイ推論工程が、メンバシップ関数自動生成工程で求めたメンバシップ関数自動生成工程を実行した際に生成されたメンバシップ関数($\{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | u, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | d, \{\mu_t, \mu_n, \mu_b\} | v$)、及びファジイ・ルールを含んで構成されるファジイ推論過程に基づいて、各ボクセルを、所定数のタイプの領域にクラス分けする処理を実行する。デファジイ(Defuzzify)処理は、弛緩法に基づいた非ファジイ化過程を各ボクセルに対して実行し、この処理(非ファジイ化過程の処理)に続いて、各ボクセルを、”腫瘍”,”正常組織”または”境界”のいずれかに分類して腫瘍領域の最終決定を行う処理を実行する。このようなファジイ推論工程とデファジイ工程を設けることにより、パーソナルコンピュータ(PC)程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間(高速)に計算(画像処理)できるような簡便なファジイ推論と弛緩法を用いて、各ボクセルを”腫瘍”,”正常組織”及び両者の”境界”とい

う3つのクラスに分類できるようになる。その結果、P C程度の計算能力をもった小規模なコンピュータリソースで短時間(高速)に計算(画像処理)できるような、簡便な超音波3次元画像から、スペックル・ノイズや音響陰影などのアーチファクト、境界部の欠落、筋層など腫瘍以外の低輝度の領域を除去した腫瘍(特に、乳腺腫瘍)の領域(文中の“腫瘍”)を高い精度で発見でき、悪性腫瘍(癌)の判断を再現性良く自動抽出できるようになる。

【0225】[悪性腫瘍自動識別処理]次に、図面に基づき、乳癌検診システム10の後処理である悪性腫瘍自動識別処理(乳腺腫瘍の自動識別アルゴリズム)の一実施形態を説明する。図13は、本実施形態の悪性腫瘍自動識別処理の処理フローである。

【0226】本実施形態の悪性腫瘍自動識別処理は、乳癌検診システム10の後処理である腫瘍抽出処理に続くプロセスであって、生体のMRI画像や超音波画像等の2次元断面画像から3次元画像のデータの一形態であるボクセル・データ16aに基づいて、組織間の境界を抽出して正常組織の中から乳癌組織を発見する病理診断支援システムに適用可能な手法であって、腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)、腫瘍診断工程(ステップP20)を中心とする論理構成になっており、前述したような乳癌検診システム10を構成するPCなどのCPUで実行可能なプログラムコードで記述されている。

【0227】本実施形態の悪性腫瘍自動識別処理では、前述の乳腺腫瘍の自動抽出法によって得られる腫瘍の領域を3次元的に表示し、そしてその表面の幾何学的な凹凸を定量的に計測・評価する。腫瘍表面の3次元表示は、我々が物を見るときに生じている光の陰影と同様な濃淡分布を腫瘍の表面につけることのできるサーフェス・レンダリングを用いて行われる。それによって、腫瘍表面形状の微妙な凹凸変化を観察することができるようになり、共通な認識に基づく理解や判断ができるようになる。

【0228】乳腺腫瘍診断の最大の特徴は、良性または悪性の鑑別が絡んでくることであり、その中で1cm以下の小さな乳癌の判別診断が最も重要である。また良性腫瘍(線維腺腫)は、その輪郭形状が円形ないし楕円形などのような“整かつ平滑”である。

【0229】一方悪性腫瘍(癌)は輪郭形状が蟹形や星形などのような“不整かつ凹凸性状”を呈する。通常の超音波検査技術では、断面画像におけるこのような幾何学的な形状の特徴がよく用いられるが、腫瘍がまだ小さいときは、断面画像の観察だけではその腫瘍が悪性のものなのか良性のものなのかを把握しにくい場合がある。

【0230】そこで本実施形態では、悪性腫瘍(癌)はその表面形状が良性腫瘍(線維腺腫)のそれより凹凸不整のため、表面積が同じ体積を有する良性腫瘍(線維腺腫)より大きいことを利用する。そこで表面形状の凹凸

不整を定量化(ステップP10)するために、抽出した腫瘍の表面積と体積の比を利用したパラメータ(腫瘍形状判定パラメータ)を定義する(ステップP13)。球体の場合で正規化(ステップP14)した表面積と体積の比の腫瘍形状判定パラメータ(=Surface³/Volume²ratio, S/V ratio)は、悪性腫瘍(癌)が良性腫瘍(線維腺腫)より高値を示すことになる。

【0231】このために腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)は、図13に示すように、腫瘍表面形状の凹凸の度合いを測る指標として腫瘍の表面積S(ステップP11)、体積V(ステップP12)を利用した腫瘍形状判定パラメータを計算する(ステップP13)論理構成となっている。

【0232】ここで腫瘍形状判定パラメータは、 $\gamma = (S^3/V^2)/\kappa$, κ =定数 …式(3-1)で定義されている。定数 κ は、腫瘍の形状が球のとき γ が1となるように正規化(ステップP14)するためのものであって、具体的には、 $36/\pi$ としている(ステップP14)。

【0233】乳癌検診システム10における乳腺腫瘍の診断を支援するために、抽出された腫瘍に対して表面形状を3次元表示するとともに、その幾何学的な凹凸を評価する。抽出した腫瘍の表面積の3乗と体積の2乗との比であるS/V ratioをパラメータとして利用して腫瘍の表面形状の凹凸不整を定量化している。更に加えて、良悪性の両者に対してこのS/V ratio(所定の閾値)を用いて両者のグループ分け(ステップP21)を行う。具体的には、この腫瘍形状判定パラメータを臨床応用によって抽出した悪性腫瘍(癌)16例、良性腫瘍(線維腺腫)11例の結果に適用した評価結果、及び良悪性の両者に基づいて、この腫瘍形状判定パラメータをS/V ratio ≥ 4 (=所定の閾値)に設定している(ステップP21)。

【0234】このために腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)を実行することにより、腫瘍表面形状の凹凸の度合いを測る指標として腫瘍の表面積、体積を利用した腫瘍形状判定パラメータ($\gamma = (S^3/V^2)/\kappa$)を計算する。腫瘍の表面が滑らかであれば腫瘍形状判定パラメータは小さくなり、表面が凹凸の性状を呈すれば腫瘍形状判定パラメータは大きな値になる。

【0235】そこで、図13に示すように、この腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)に続いて形状判定工程(ステップP21)を実行することにより、計算した腫瘍形状判定パラメータが所定の(S/V ratio)未満である場合に腫瘍の表面が滑らかであると判定する(ステップP23)一方、閾値(S/V ratio)以上である場合に腫瘍の表面が凹凸の性状を呈していると判定する(ステップP22)。

【0236】また、図13に示すように、形状判定工程

(ステップP21)を実行することにより、表面が滑らかであると判定した腫瘍を良性腫瘍(線維腺腫)と診断し、表面が凹凸の性状を呈していると判定した腫瘍を悪性腫瘍(癌)と診断する。

【0237】乳癌検診システム10における腫瘍表面の3次元表示は、前述したように、サーフェス・レンダリングなる陰影法によって行われており、表面の3次元形状の微妙な凹凸変化を容易に観察することができるようになる。

【0238】腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)は、図13に示すように、最終的に抽出された腫瘍を構成するボクセルの総和として腫瘍の体積を計算する腫瘍体積算定工程(ステップP12)を実行している。

【0239】算出した腫瘍の体積に応じて、腫瘍表面形状の凹凸の度合いを測る指標として腫瘍の表面積、体積を利用した腫瘍形状判定パラメータ γ ($\gamma = (S^3/V^2)/\kappa$)を計算する(ステップP13)。この腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)に続いて前述の形状判定工程(ステップP21)を実行し、計算した腫瘍形状判定パラメータに応じて腫瘍の表面の滑らかさや凹凸の性状を判定する(ステップP21)。形状判定工程(ステップP21)に続いて腫瘍診断工程(ステップP20)を実行し、表面判定結果に応じて腫瘍が良性なのか、悪性なのかを診断する(ステップP21→P22、またはP21→P23)。

【0240】腫瘍体積算定工程(ステップP12)は、ボクセルを基本単位とする計算を行うので、コンパクトで安価なPCのようなコンピュータリソースで高速に自動的に実行でき、乳腺腫瘍の初期診断、集団検診として有効な乳癌検診システム10を構築できる。

【0241】また腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)は、図13に示すように、第1工程(ステップP111)と第2工程(ステップP112)とを基本構成とする腫瘍表面積算定工程(ステップP11)を実行している。

【0242】腫瘍表面積算定工程(ステップP11)は、腫瘍の輪郭としてラベリングされたボクセルに対して、隣接する3つのボクセルの組み合わせを作ると共に、この3つの組み合わせで形成される三角形の面積の総和を表面積とする工程である。

【0243】すなわち、腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)に腫瘍体積算定工程(ステップP12)を設けることにより、最終的に抽出された腫瘍を構成するボクセルの総和として腫瘍の体積を計算する。更に加えて、腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)に腫瘍表面積算定工程(ステップP11)を設けることにより、腫瘍の輪郭としてラベリングされたボクセルに対して、隣接する3つのボクセルの組み合わせを作成する。また第1工程(ステップP111)に続いて第2工程(ステップP112)を実行することにより、隣接する

3つのボクセルの組み合わせで形成される三角形の面積の総和を腫瘍の表面積として算出する(ステップP11)。更に加えて、この腫瘍の体積に応じて、腫瘍表面形状の凹凸の度合いを測る指標として腫瘍の表面積、体積を利用した腫瘍形状判定パラメータ γ を計算する(ステップP13)。この腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)に続いて前述の形状判定工程(ステップP21)を実行し、計算した腫瘍形状判定パラメータに応じて腫瘍の表面の滑らかさや凹凸の性状を判定する(ステップP21)。形状判定工程(ステップP21)の結果に応じて、ステップP22、P23を実行し、表面判定結果に応じて腫瘍が良性なのか、悪性なのかを診断する。

【0244】第1工程(ステップP111)や第2工程(ステップP112)を含むこのような腫瘍表面積算定工程(ステップP11)は、ボクセルを基本単位とする計算を行うので、コンパクトで安価なPCのようなコンピュータリソースで高速に自動的に実行でき、乳腺腫瘍の初期診断、集団検診として有効な乳癌検診システム10を構築できる。

【0245】腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)に続く腫瘍診断工程(ステップP20)は、図13に示すように、腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)が計算した腫瘍形状判定パラメータが所定の閾値未満である場合(ステップP21の<)に腫瘍の表面が滑らかであると判定し、閾値以上である場合(ステップP21の \geq)に腫瘍の表面が凹凸の性状を呈していると判定する論理構成となっている。

【0246】腫瘍診断工程(ステップP20)は、形状判定工程(ステップP21)の結果に応じて、表面が滑らかであると判定した腫瘍を良性腫瘍(線維腺腫)と診断し(ステップP23)、表面が凹凸の性状を呈していると判定した腫瘍を悪性腫瘍(癌)と診断(ステップP22)する論理構成となっている。

【0247】本実施形態の悪性腫瘍自動識別処理では、乳腺腫瘍の診断を支援するために、抽出された腫瘍に対して表面形状を3次元表示するとともに、その幾何学的な凹凸を評価した。腫瘍表面の3次元表示は、サーフェス・レンダリングなる陰影法によって行われており、表面の3次元形状の微妙な凹凸変化を容易に観察することができた。また、抽出した腫瘍の表面積の3乗と体積の2乗との比($S/V \text{ ratio}$)の腫瘍形状判定パラメータを利用して腫瘍の表面形状の凹凸不整を定量化(ステップP10)した。

【0248】この腫瘍形状判定パラメータを本臨床応用によって抽出した悪性腫瘍(癌)16例、良性腫瘍(線維腺腫)11例の結果に適用した評価結果、及び良悪性の両者に対してこの腫瘍形状判定パラメータは $S/V \text{ ratio} \approx 4$ で両者のグループ分け(ステップP21)ができたことを以下に示す。

【0249】本実施形態の悪性腫瘍自動識別処理の有効性を検証するために、臨床応用データとして、図14に示される悪性16例(図中のケース(1)～ケース(16))、良性11例(図中のケース(17)～ケース(27))が用いられた(悪性・良性の判定は、図中「症状」欄に記載されている)。図14に示されたように、被検者の年齢構成(図中「年齢」)は25歳～77歳である。また、腫瘍の大きさ(図中「大きさ[c m]」)は0.5 cm～1.8 cmである。

【0250】図14に示されている臨床データへの適用結果は、いずれも良好に抽出することができたが、そのうちの悪性5例、良性5例についてそれぞれ図15～図19と、図20～図24に示す。

【0251】図15～図24の各々の図(a)は、ボクセル・データ16aのzx平面についての1断面の断層画像と抽出された腫瘍の境界を重ねて表示した画像である。図15～図24の各々の図(a)より良好な腫瘍の領域が検出されていることが分かる。

【0252】図15～図24の各々の図(b)はサーフェス・レンダリングなる陰影手法による腫瘍表面形状の3次元表示像である。

【0253】図15(b)～図19(b)より、悪性腫瘍(癌)の特徴である腫瘍表面の凹凸不整としてよく認識され、癌の周囲への浸潤の様子がよく観察される。

【0254】また、図20～図24の各々の図(b)より、良性腫瘍(線維腺腫)の特徴である腫瘍の表面が平滑であることが明瞭に抽出されていることが分かる。このように、本実施形態の悪性腫瘍自動識別処理によって乳癌腫瘍の領域が良好に検出され、腫瘍表面の3次元表示画像から良悪性の幾何学的な特徴を容易に観察することができるようになり、腫瘍の良悪性の判別診断がより客観的に行えることとなった。

【0255】前述したように、腫瘍の表面が滑らかであれば腫瘍形状判定パラメータは小さくなり、表面が凹凸の性状を呈すれば腫瘍形状判定パラメータは大きな値になる。式(3-1)を前述の腫瘍抽出処理で抽出された腫瘍に適用して計算した結果を図25に示す。

【0256】また、算出した腫瘍形状判定パラメータと求めた腫瘍の体積の関係を図26に示す。それによると、良性(線維腺腫)と悪性(癌)に対してこの腫瘍形状判定パラメータは顕著に異なる値(悪性の腫瘍形状判定パラメータ ≥ 4 、良性の腫瘍形状判定パラメータ < 4)を示しており、腫瘍形状判定パラメータ ≥ 4 で良悪性がグループ分け(ステップP21)される。このように、本腫瘍形状判定パラメータによって腫瘍の良悪性の定量的判別ができていることが分かる。

【0257】以上要約すれば、腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)を実行することにより、腫瘍表面形状の凹凸の度合いを測る指標として腫瘍の表面積、体積

を利用した腫瘍形状判定パラメータを計算する(ステップP13)。この腫瘍凹凸不整定量化工程(ステップP10)に続いて、球の場合で正規化(ステップP14)した表面積と体積の比のパラメータ S/V ratioが悪性腫瘍(癌)が良性腫瘍(線維腺腫)より高値を示すことに注目して、腫瘍診断工程(ステップP20)を実行することにより、計算した腫瘍形状判定パラメータが所定の閾値未満である場合(ステップP21の<)に腫瘍の表面が滑らかであると判定する一方、閾値以上である場合(ステップP21の \geq)に腫瘍の表面が凹凸の性状を呈していると判定する(ステップP21)。腫瘍診断工程(ステップP20)を実行することにより、表面が滑らかであると判定した腫瘍を良性腫瘍(線維腺腫)と診断し(ステップP23)、表面が凹凸の性状を呈していると判定した腫瘍を悪性腫瘍(癌)と診断する(ステップP22)。

【0258】その結果、悪性腫瘍(乳癌)の特徴である腫瘍表面の凹凸不整がある乳癌腫瘍の領域が良好に検出でき、腫瘍表面の3次元表示画像から良悪性の幾何学的な特徴を容易に観察することができるようになり、腫瘍の良悪性の判別診断がより客観的に行えるようになる。

【0259】すなわち、乳癌腫瘍の自動抽出システム(病理診断支援システム)によって得られる腫瘍の領域を3次元的に表示し、そしてその表面の幾何学的な凹凸を定量的に計測・評価することができるようになる。乳癌検診システム10における腫瘍表面の3次元表示は、我々が物を見るときに生じている光の陰影と同様な濃淡分布を腫瘍の表面につけることのできるサーフェス・レンダリングを用いる。これにより、腫瘍表面形状の微妙な凹凸変化を観察することができるようになり、検者と患者とで共通な認識に基づく理解や判断ができるようになる。その結果、抽出した腫瘍を3次元映像化するとともに腫瘍表面形状の幾何学的凹凸を定量化(ステップP10)することによって乳癌検診を支援できるようになる。

【0260】腫瘍形状判定パラメータの算出は、コンパクトで安価なPCのようなコンピュータリソースで高速に自動的に実行でき、乳癌腫瘍の初期診断、集団検診として有効な乳癌検診システム10を構築できる。

【0261】

【発明の効果】請求項1に記載の発明では、表面形状の凹凸不整を定量化するために、抽出した腫瘍の表面積と体積の比を利用したパラメータを定義する。このために、凹凸不整定量化工程を実行することにより、立体表面形状の凹凸の度合いを測る指標として立体の表面積、体積を利用した形状判定パラメータ($\gamma = (S^3/V^2)/\kappa$)を計算する。続いて、形状判定工程を実行することにより、凹凸不整定量化工程で計算した形状判定パラメータ(γ)が所定の閾値未満である場合に立体の表面が滑らかであると判定する一方、閾値以上である場合に

当該立体の表面が凹凸の性状を呈していると判定する。

【0262】その結果得られた立体の領域を3次元的に表示してその表面の幾何学的な凹凸を定量的に計測・評価することができるようになる。立体表面の3次元表示は、我々が物を見るときに生じている光の陰影と同様な濃淡分布を立体の表面につけることのできるサーフェス・レンダリングを用いる。これにより、立体表面形状の微妙な凹凸変化を観察することができるようになる。

【0263】立体形状判定パラメータ γ の算出は、コンパクトで安価なPCのようなコンピュータリソースで高速に自動的に実行でき、立体の形状診断として有効な手段となる。

【0264】このために請求項2に記載の発明では、請求項1に記載の効果に加えて、凹凸不整定量化工程において、まず、定数正規化工程を実行することにより、立体の形状が球のときに形状判定パラメータの値が1となるように κ を正規化した後に、立体表面形状の凹凸の度合いを測る指標として立体の表面積、体積を利用した形状判定パラメータ ($\gamma = (S^3/V^2)/\kappa$) を計算する。これに続いて前述の形状判定工程を実行する。

【0265】立体表面の3次元表示は、前述したように、サーフェス・レンダリングなる陰影法によって行われており、表面の3次元形状の微妙な凹凸変化を容易に観察することができるようになる。

【0266】請求項3に記載の発明によれば、請求項1に記載の効果に加えて、凹凸不整定量化工程において体積算定工程が、最終的に抽出された立体のボクセルの総和として立体の体積を計算する。

【0267】このような体積算定工程は、ボクセルを基本単位とする計算を行うので、コンパクトで安価なPCのようなコンピュータリソースで高速に自動的に実行でき、乳腺立体の初期診断、集団検診として有効な手段となる。

【0268】請求項4に記載の発明によれば、請求項1に記載の効果に加えて、凹凸不整定量化工程において、まず、定数正規化工程を実行することにより、立体の形状が球のときに形状判定パラメータの値が1となるように κ を正規化した後に、第1工程を実行して立体の輪郭としてラベリングされたボクセルに対して、隣接する3つのボクセルの組み合わせを作成し、第1工程に続いて第2工程を実行して、隣接する3つのボクセルの組み合わせで形成される三角形の面積の総和を立体の表面積とする。これに基づいて、立体表面形状の凹凸の度合いを測る指標として立体の表面積、体積を利用した形状判定パラメータ ($\gamma = (S^3/V^2)/\kappa$) を計算する。これに続いて、前述の形状判定工程を実行する。

【0269】このような第1工程や第2工程を含む表面積算定工程は、ボクセルを基本単位とする計算を行うのでコンパクトで安価なPCのようなコンピュータリソースで高速に自動的に実行でき、乳腺立体の初期診断、集

団検診として有効な手段となる。

【0270】乳腺腫瘍診断の最大の特徴は、良悪性の鑑別が絡んでくることであり、その中で外径1cm以下の小さな癌の判別診断が最も重要である。良性腫瘍は、その輪郭形状が円形ないし楕円形などのような“整かつ平滑”である。

【0271】一方悪性腫瘍(癌)は輪郭形状が蟹形や星形などのような“不整かつ凹凸性状”を呈する。通常の超音波検査技術では、断層画像におけるこのような幾何学的な形状の特徴がよく用いられるが、腫瘍がまだ小さいときは、断層画像の観察だけではその腫瘍が悪性のものなのか良性のものなのかを把握しにくい場合がある。

【0272】そこで請求項5に記載の発明では、悪性腫瘍(癌)はその表面形状が良性腫瘍のそれより凹凸不整のため、表面積が同じ体積を有する良性腫瘍より大きいことを利用する。そこで表面形状の凹凸不整を定量化するために、抽出した腫瘍の表面積と体積の比を利用したパラメータを定義する。このために、腫瘍凹凸不整定量化工程を実行することにより、腫瘍表面形状の凹凸の度合いを測る指標として腫瘍の表面積、体積を利用した腫瘍形状判定パラメータを計算する。この腫瘍凹凸不整定量化工程に続いて、球の場合で正規化した表面積と体積の比のパラメータ S/V ratio が悪性腫瘍(癌)が良性腫瘍より高値を示すことに注目して、形状判定工程を実行することにより、計算した腫瘍形状判定パラメータが所定の閾値未満である場合に腫瘍の表面が滑らかであると判定する一方、閾値以上である場合に腫瘍の表面が凹凸の性状を呈していると判定する。形状判定工程に続いて腫瘍診断工程を実行することにより、形状判定工程において表面が滑らかであると判定した腫瘍を良性腫瘍と診断し、表面が凹凸の性状を呈していると判定した腫瘍を悪性腫瘍(癌)と診断する。

【0273】その結果、悪性腫瘍(癌)の特徴である腫瘍表面の凹凸不整がある乳腺腫瘍の領域が良好に検出でき、腫瘍表面の3次元表示画像から良悪性の幾何学的な特徴を容易に観察することができるようになり、腫瘍の良悪性の判別診断がより客観的に行えるようになる。

【0274】すなわち、乳腺腫瘍の自動抽出システム(病理診断支援システム)によって得られる腫瘍の領域を3次元的に表示し、そしてその表面の幾何学的な凹凸を定量的に計測・評価することができるようになる。腫瘍表面の3次元表示は、我々が物を見るときに生じている光の陰影と同様な濃淡分布を腫瘍の表面につけることのできるサーフェス・レンダリングを用いる。これにより、腫瘍表面形状の微妙な凹凸変化を観察することができるようになり、検者と患者とで共通な認識に基づく理解や判断ができるようになる。その結果、抽出した腫瘍を3次元映像化するとともに腫瘍表面形状の幾何学的凹凸を定量化することによって乳癌診断を支援できるようになる。

【0275】腫瘍形状判定パラメータの算出は、コンパクトで安価なPCのようなコンピュータリソースで高速に自動的に実行でき、乳腺腫瘍の初期診断、集団検診として有効な手段となる。

【0276】請求項6に記載の発明において、乳腺腫瘍の診断を支援するために、抽出された腫瘍に対して表面形状を3次元表示するとともに、その幾何学的な凹凸を評価する。抽出した腫瘍の表面積の3乗と体積の2乗との比 S/V ratioをパラメータを利用して腫瘍の表面形状の凹凸不整を定量化している。更に加えて、良悪性の両者に対してこの S/V ratio (所定の閾値)を用いて両者のグループ分けを行う。

【0277】このために請求項6に記載の発明では、請求項5に記載の効果に加えて、腫瘍凹凸不整定量化工程を実行することにより、腫瘍表面形状の凹凸の度合いを測る指標として腫瘍の表面積、体積を利用した腫瘍形状判定パラメータ $(\gamma = (S^3/V^2)/\kappa)$ を計算する。腫瘍の表面が滑らかであれば γ は小さくなり、表面が凹凸の性状を呈すれば γ は大きな値になる。そこでこの腫瘍凹凸不整定量化工程に続いて形状判定工程を実行することにより、計算した腫瘍形状判定パラメータが所定の $(S/V$ ratio)未満である場合に腫瘍の表面が滑らかであると判定する一方、閾値 $(S/V$ ratio)以上である場合に腫瘍の表面が凹凸の性状を呈していると判定する。形状判定工程に続いて腫瘍診断工程を実行することにより、形状判定工程において表面が滑らかであると判定した腫瘍を良性腫瘍と診断し、表面が凹凸の性状を呈していると判定した腫瘍を悪性腫瘍(癌)と診断する。

【0278】腫瘍表面の3次元表示は、前述したように、サーフェス・レンダリングなる陰影法によって行われており、表面の3次元形状の微妙な凹凸変化を容易に観察することができるようになる。

【0279】請求項7に記載の発明によれば、請求項5に記載の効果に加えて、腫瘍体積算定工程は、ボクセルを基本単位とする計算を行うので、コンパクトで安価なPCのようなコンピュータリソースで高速に自動的に実行でき、乳腺腫瘍の初期診断、集団検診として有効な手段となる。

【0280】請求項8に記載の発明によれば、請求項5に記載の効果に加えて、第1工程や第2工程を含む腫瘍表面積算定工程は、ボクセルを基本単位とする計算を行うので、コンパクトで安価なPCのようなコンピュータリソースで高速に自動的に実行でき、乳腺腫瘍の初期診断、集団検診として有効な手段となる。

【図面の簡単な説明】

【図1】本発明の乳癌検診システムの基本構成を示すブロック図である。

【図2】Fast trackトラッキング・システムの3次元空間座標系である。

【図3】図1の乳癌検診システムで実行される3次元画像取得処理の一実施形態を説明するフローチャートである。

【図4】図1の乳癌検診システムで実行される腫瘍抽出処理のアルゴリズムを説明するためのブロック図である。

【図5】輝度の重心と幾何学的な中心の輝度の重心と幾何学的な中心の距離の概念図である。

【図6】メンバシップ関数の作成の手順を示すフローである。

【図7】Rician関数のグラフである。

【図8】"腫瘍"、"正常組織"、"境界"に属するボクセルについての輝度平均値のヒストグラム及び近似されたメンバシップ関数を示している。

【図9】特徴量における輝度の重心と幾何学的な中心の距離のヒストグラム及び近似されたメンバシップ関数を示している。

【図10】特徴量における輝度分散のヒストグラム及び近似されたメンバシップ関数を示している。

【図11】Rayleigh分布関数のグラフである。

【図12】メンバシップ関数を利用してファジィ推論による腫瘍領域の抽出を行う第2段階の処理フローである。

【図13】本実施形態の悪性腫瘍自動識別処理の処理フローである。

【図14】本実施形態の悪性腫瘍自動識別処理の有効性を検証するための各種のケースを示している。

【図15】図14に示した第1のケースにおいて、同図(a)はボクセル・データの zx 平面についての1断面の断層画像と抽出された腫瘍の境界を重ねて表示した画像であり、同図(b)はサーフェス・レンダリングなる陰影手法による腫瘍表面形状の3次元表示像である。

【図16】図14に示した第4のケースにおいて、同図(a)はボクセル・データの zx 平面についての1断面の断層画像と抽出された腫瘍の境界を重ねて表示した画像であり、同図(b)はサーフェス・レンダリングなる陰影手法による腫瘍表面形状の3次元表示像である。

【図17】図14に示した第6のケースにおいて、同図(a)はボクセル・データの zx 平面についての1断面の断層画像と抽出された腫瘍の境界を重ねて表示した画像であり、同図(b)はサーフェス・レンダリングなる陰影手法による腫瘍表面形状の3次元表示像である。

【図18】図14に示した第8のケースにおいて、同図(a)はボクセル・データの zx 平面についての1断面の断層画像と抽出された腫瘍の境界を重ねて表示した画像であり、同図(b)はサーフェス・レンダリングなる陰影手法による腫瘍表面形状の3次元表示像である。

【図19】図14に示した第10のケースにおいて、同図(a)はボクセル・データの zx 平面についての1断面の断層画像と抽出された腫瘍の境界を重ねて表示した

画像であり、同図(b)はサーフェス・レンダリングなる陰影手法による腫瘍表面形状の3次元表示像である。

【図20】図14に示した第19のケースにおいて、同図(a)はボクセル・データの z - x 平面についての1断面の断層画像と抽出された腫瘍の境界を重ねて表示した画像であり、同図(b)はサーフェス・レンダリングなる陰影手法による腫瘍表面形状の3次元表示像である。

【図21】図14に示した第20のケースにおいて、同図(a)はボクセル・データの z - x 平面についての1断面の断層画像と抽出された腫瘍の境界を重ねて表示した画像であり、同図(b)はサーフェス・レンダリングなる陰影手法による腫瘍表面形状の3次元表示像である。

【図22】図14に示した第25のケースにおいて、同図(a)はボクセル・データの z - x 平面についての1断面の断層画像と抽出された腫瘍の境界を重ねて表示した画像であり、同図(b)はサーフェス・レンダリングなる陰影手法による腫瘍表面形状の3次元表示像である。

【図23】図14に示した第26のケースにおいて、同図(a)はボクセル・データの z - x 平面についての1断面の断層画像と抽出された腫瘍の境界を重ねて表示した画像であり、同図(b)はサーフェス・レンダリングなる陰影手法による腫瘍表面形状の3次元表示像である。

【図24】図14に示した第27のケースにおいて、同図(a)はボクセル・データの z - x 平面についての1断面の断層画像と抽出された腫瘍の境界を重ねて表示した画像であり、同図(b)はサーフェス・レンダリングなる陰影手法による腫瘍表面形状の3次元表示像である。

【図25】式(3-1)を腫瘍抽出処理で抽出された腫瘍に適用して計算した結果を示している。

【図26】算出した腫瘍形状判定パラメータと求めた腫瘍の体積の関係を示している。

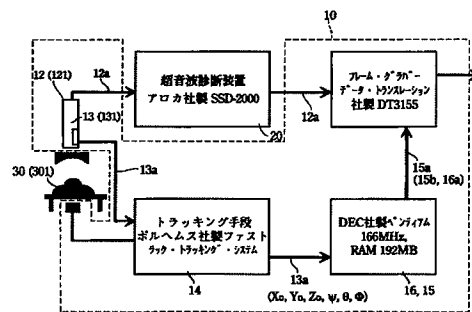
【図27】第1従来技術の基本構成を示すブロック図である。

【図28】第2従来技術の基本構成を示すブロック図である。

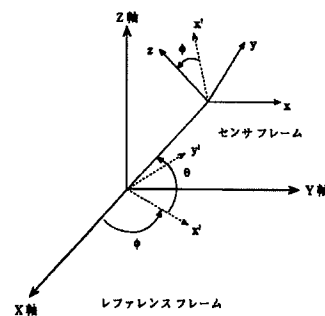
【符号の説明】

- 10…乳癌検診システム
- 12…プローブ
- 121…超音波式プローブ
- 12a…探針データ
- 121a…超音波断層画像データ
- 13…3次元位置センサ
- 131…交流磁界位置センサ
- 13a…プローブ座標データ
- 14…トラッキング手段
- 15…3次元座標変換手段
- 15a…3次元画像データ
- 15b…3次元超音波画像データ
- 16…3次元ボクセル・データ発生手段
- 16a…ボクセル・データ
- 30…被測定物体
- 301…乳腺
- PC…パーソナルコンピュータ

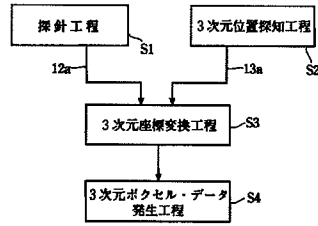
【図1】



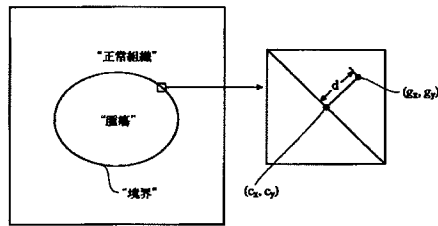
【図2】



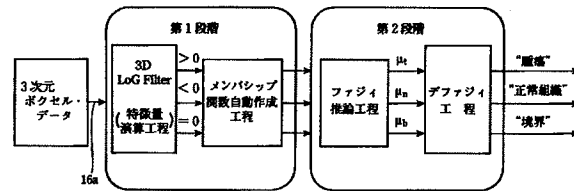
【図3】



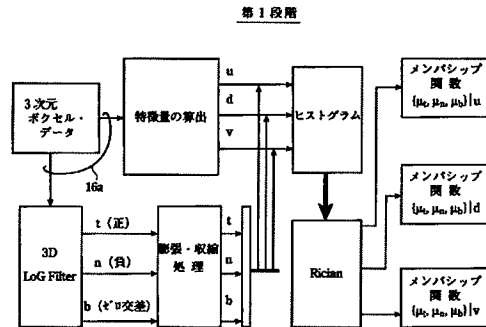
【図5】



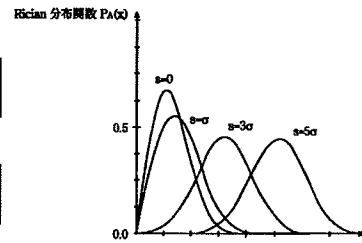
【図4】



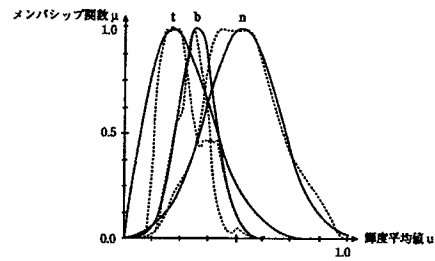
【図6】



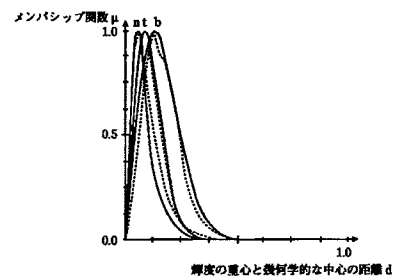
【図7】



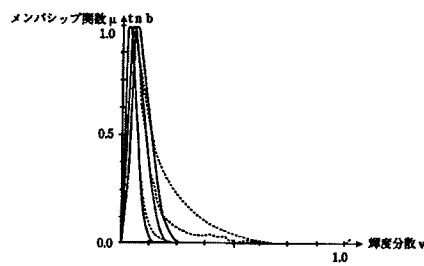
【図8】



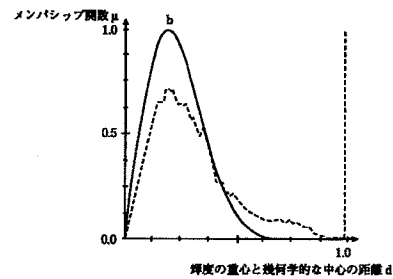
【図9】



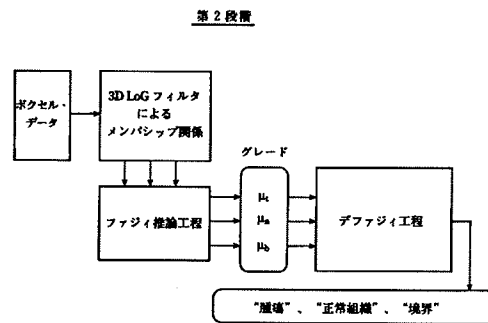
【図10】



【図11】



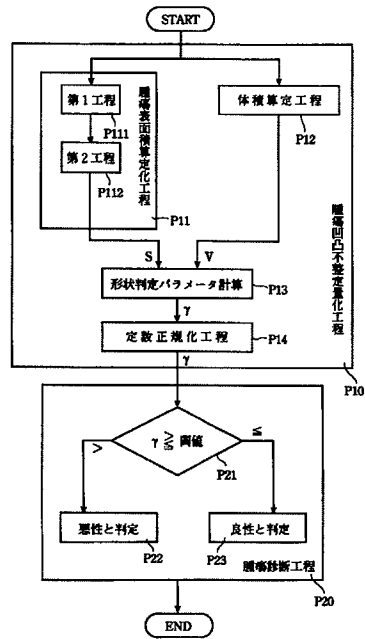
【図12】



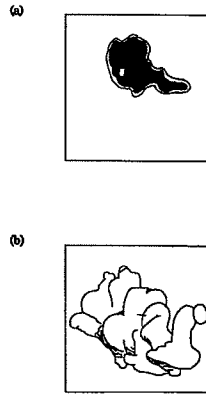
【図14】

ケース	年齢	大きさ [cm]	症状
(1)	77	1.2	悪性
(2)	76	0.9	悪性
(3)	42	1.2	悪性
(4)	32	1.5	悪性
(5)	44	0.8	悪性
(6)	65	1.5	悪性
(7)	61	1.0	悪性
(8)	70	1.1	悪性
(9)	52	1.7	悪性
(10)	70	1.1	悪性
(11)	65	1.0	悪性
(12)	74	1.8	悪性
(13)	49	1.0	悪性
(14)	51	1.2	悪性
(15)	45	1.5	悪性
(16)	59	1.6	悪性
(17)	49	0.7	良性
(18)	42	0.8	良性
(19)	49	0.5	良性
(20)	35	0.7	良性
(21)	27	0.6	良性
(22)	44	1.0	良性
(23)	56	1.3	良性
(24)	49	1.2	良性
(25)	35	0.9	良性
(26)	25	0.7	良性
(27)	43	0.9	良性

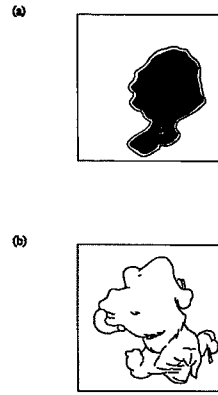
【図13】



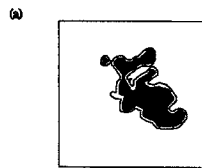
【図15】



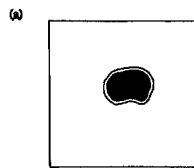
【図16】



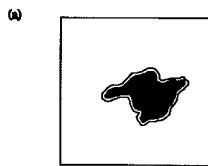
【図19】



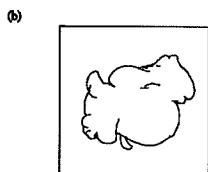
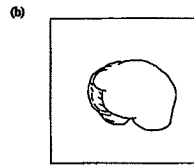
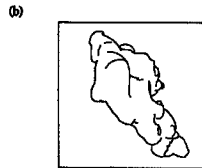
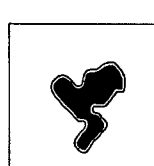
【図20】



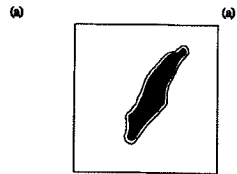
【図17】



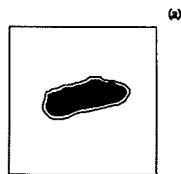
【図18】



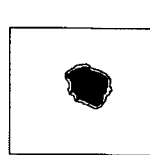
【図21】



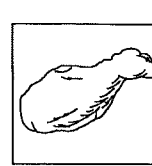
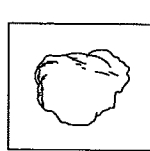
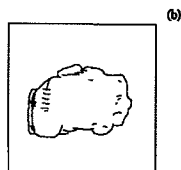
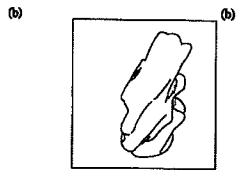
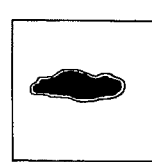
【図22】



【図23】



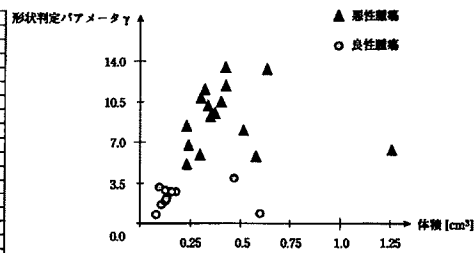
【図24】



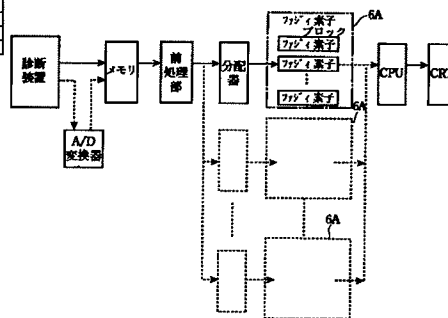
【図25】

ケース	年齢	体積 [cm ³]	γ	症状
(1)	77	0.35	7.78	悪性
(2)	76	0.25	6.88	悪性
(3)	42	0.28	4.92	悪性
(4)	32	0.36	9.43	悪性
(5)	44	0.21	7.89	悪性
(6)	65	0.66	12.8	悪性
(7)	61	0.37	8.79	悪性
(8)	70	0.21	4.36	悪性
(9)	52	1.27	5.34	悪性
(10)	70	0.38	13.1	悪性
(11)	65	0.28	10.6	悪性
(12)	74	0.45	9.35	悪性
(13)	49	0.33	8.38	悪性
(14)	51	0.29	9.25	悪性
(15)	45	0.51	7.14	悪性
(16)	59	0.56	4.59	悪性
(17)	49	0.11	3.13	良性
(18)	42	0.13	3.29	良性
(19)	48	0.08	1.42	良性
(20)	35	0.08	1.89	良性
(21)	27	0.07	3.27	良性
(22)	44	0.47	3.89	良性
(23)	56	0.56	1.48	良性
(24)	49	0.13	2.95	良性
(25)	35	0.17	3.06	良性
(26)	25	0.12	2.68	良性
(27)	43	0.15	3.06	良性

【図26】

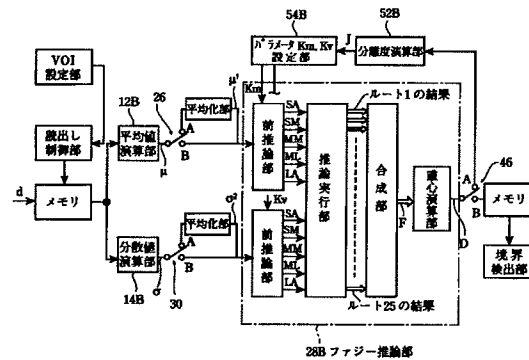


【図27】



(32) 100-126178 (P2000-K78)

【図28】



フロントページの続き

(72)発明者 伊東 紘一

栃木県河内郡南河内町薬師寺3311-1 自
治医科大学内

Fターム(参考) 4C096 AB50 DC19 DC20 DC21 DC23
DC24 DC36 DC40
4C301 BB13 CC01 DD24 EE11 EE14
GD02 JC01 JC06 JC08 JC11
JC20 KK17 KK24
5B057 AA07 BA03 BA05 CA02 CA08
CA13 CB02 CB08 CB13 CC01
CH01 DB03 DB05 DB09 DC02
DC04 DC09